

UNIVERSIDADE DE LISBOA

FACULDADE DE CIÊNCIAS

DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E INVESTIGAÇÃO OPERACIONAL



## ESTATÍSTICA NA INVESTIGAÇÃO FORENSE

Manuela da Cruz Chadreque

DISSERTAÇÃO

MESTRADO DE ESTATÍSTICA

Outubro, 2012

UNIVERSIDADE DE LISBOA

FACULDADE DE CIÊNCIAS

DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E INVESTIGAÇÃO O OPERACIONAL



## ESTATÍSTICA NA INVESTIGAÇÃO FORENSE

Manuela da Cruz Chadreque

Dissertação orientada por: Professor Doutor Fernando Manuel Fialho Rosado

MESTRADO DE ESTATÍSTICA

Outubro, 2012

*A meus avós*

## Agradecimentos

Agradeço a Deus por me ter conduzido durante todo o percurso da minha vida. Pelo Professor Fernando Rosado que acompanhou-me neste trabalho, com muito apoio e compreensão, disponibilidade e crítica construtiva. Ao Departamento de Estatística e Investigação Operacional pelas condições reunidas para formação e realização do meu trabalho.

Pelo amor que minha família tem por mim, em especial os meus avós pois as minhas conquistas são fruto do seu esforço, apoio e dedicação para comigo. Aos meus tios Jojó e Chinha pelo apoio, amizade, compreensão e confiança, Rui, Binho, Renato, Manuela,

Pela oportunidade, que através da Fundação para o Desenvolvimento Comunitário (FDC) em colaboração com a Fundação Luso Americana (FLAD) tive para vir formar-me na Universidade de Lisboa.

Pelas pessoas que como a Mama Graça Machel que proporcionam oportunidade e apoio a meninas como Eu. A Dra. Fátima Fonseca que com muito carinho, amizade e dedicação recebeu-me e acompanhou todo o percurso da minha formação.

Aos meus amigos e colegas Isa, Ito, Ivo, Igidia, Joana, Mendita, Muagibo, Sergiane, Betuel, Águeda, Silva, Pedro, meus amigos do CAES, da Paróquia de Arroios e de Inhambane.

Por me iluminar, pela força, saúde e por nunca me deixar desistir. Obrigado Senhor por tudo e por todos presentes na minha vida.

## Resumo

A probabilidade e as provas estatísticas são fundamentais no âmbito da ciência forense. A sua aplicação levou à criação da Estatística Forense. Esta tem apresentado grandes desenvolvimentos nos últimos anos – também através do campo mediático – tornando-se instrumento de grande importância para aquela ciência. Faz-se o ponto de situação e apresentam-se alguns exemplos históricos. É abordado ainda o estudo de *outliers* em Estatística Forense na perspectiva frequencista e bayesiana, com principal relevo para as aplicações.

Palavras-chave: Estatística Forense, bayesiana, *outliers*.

## Abstract

The probability and statistical evidence are fundamental in forensic science. Their application led to the creation of the Forensic Statistics. This has brought major developments in recent years - also through the media field - becoming very important tool for that science. We will focus in the current situation and present some historical examples. We will also study the *outliers* in forensic statistics in frequensist and Bayesian perspective, with primary emphasis on applications.

Key words: forensic statistics, Bayesian, *outliers*.

## Lista de siglas e abreviaturas

DNA- Ácido Desoxirribonucleico;

GAN-Método generativo com alternativa natural;

GRIM -*Glass Refractive Index Mesurement*;

mtDNA -DNA mitocondrial;

*RMP- Random match probability*;

RSS-Royal Statistical Society;

SEM-EDX-*Energy Dispersive X-Ray Spectromer*;

SIDS - *Sudden Infant Death Syndrome*;

STR -*Short Tandem Repeats*.

# Índice

Resumo.....	iii
Abstract .....	iv
Índice .....	i
Introdução.....	1
Capítulo I: Estatística Forense.....	3
1. Abordagem Histórica da Investigação Forense.....	3
1.1. Prova.....	6
1.1.1. Os processos na análise de provas.....	12
1.1.2. O DNA .....	14
1.1.3. Fragmentos de vidro.....	18
1.2. Interpretação errónea no tribunal .....	21
1.3. Casos históricos.....	22
1.3.1. Caso Dreyfus .....	22
1.3.2. People v. Collins .....	24
1.3.3. Caso de Sally Clark .....	26
Capítulo II .....	29
2. Cálculo da prova.....	29
2.1. Teorema de Bayes .....	29
2.1.1. Cálculo da prova para dados discretos .....	35
2.1.2. Cálculo da prova em dados contínuos.....	36



2.2.	O processo de interpretação da prova e as falácias na Estatística Forense .....	40
3.	Inferência bayesiana .....	44
3.1.	Estimação Pontual .....	44
3.2.	Estimação intervalar .....	46
Capítulo IV: <i>Outliers</i> .....		48
4.	Breve introdução .....	48
4.1.	<i>Outliers</i> numa abordagem tradicional .....	50
4.2.	<i>Outlier</i> numa abordagem generativa .....	53
4.3.	<i>Outliers</i> numa perspetiva bayesiana .....	55
5.	<i>Outliers</i> na Estatística Forense .....	59
5.1.	Aplicação da análise de <i>outliers</i> nas observações de índices de fragmentos de vidro..	62
6.	Considerações finais .....	70
7.	Bibliografia .....	74

## Índice de tabelas

Tabela 1: People v. Collins (1968).....	24
Tabela 2: Dados Índice de Refração .....	62
Tabela 3: Pesos $w_i$ de Guttman: controlo .....	63
Tabela 4: Teste discordância S4: Controlo .....	64
Tabela 5: Teste GAN estatística S9 : Controlo .....	65
Tabela 6: Pesos $w_i$ de Guttman: Suspeito .....	65
Tabela 7: Teste GAN estatística S4: Suspeito.....	66
Tabela 8: Teste GAN estatística S9: Suspeito.....	66
Tabela 9: $w_i$ da amostra total.....	67
Tabela 10: Estatística S4 da amostra total.....	67
Tabela 11: Estatística S9 da amostra total.....	68

## Introdução

A ciência forense pode ser definida como a aplicação de um conjunto de disciplinas para responder às questões que surgem no tribunal (Stephen & Fiegberd, 1999). A matemática, física, química, estatística ou biologia têm prestado um contributo fundamental à ciência forense. Estas disciplinas, através das suas ferramentas, auxiliam a recolha, preservação, análise e interpretação da prova a apresentar no tribunal. Este processo é complexo, as diferentes disciplinas integram-se e trabalham à volta das opiniões, fatos e vestígios que constituem a prova do crime. A prova é o elemento central na construção da história sobre o que aconteceu na cena do crime. Nesta perspetiva, cabe ao cientista forense interpretar a história contada pela prova.

O cientista forense analisa eventos passados. Em geral, este não acede à informação exata dos fatos decorridos na cena do crime. Neste contexto, o cientista forense recorre às opiniões, testemunhos e provas físicas como principal fonte de informação. Sendo agregado maior valor quanto mais conhecimento o especialistas conseguir extrair do conjunto de provas. Pode-se assim dizer que não é finalidade desta ciência chegar a uma verdade absoluta, antes, encontrar meios que apresentem a melhor justificação, o melhor contexto, que otimize o acesso do júri às respostas sobre o que terá acontecido na cena do crime.

Esta resposta é em regra apresentada na forma de probabilidades. O que confere ao estatístico um importante lugar na interpretação da prova. Este tem ainda a função, de desenvolver e validar os métodos para análise e interpretação da prova. Segundo a *Royal Statistical Society (RSS)*, a Estatística Forense pode ser definida com a aplicação da estatística à investigação criminal. O presente estudo versa sobre a estatística na investigação forense e é desenvolvido em cinco capítulos.

Capítulo I - Introdução histórica da investigação forense: este capítulo apresenta a história e contexto sobre o qual o estatístico é chamado a atuar, é analisado o conceito da prova, com ênfase para os fragmentos de vidro e o DNA.

São ainda apresentados exemplos de casos históricos, que revelam a importância da aplicação da estatística na decisão do júri, bem como as consequências do cálculo e interpretação errónea da prova em tribunal.

Capítulo II - Cálculo da prova: Através de um breve sumário, é apresentada uma abordagem estatística para o cálculo da prova, com especial ênfase para o paradigma bayesiano. Nesta perspectiva, é mencionada a complexidade da apresentação dos resultados alcançados, tal como a falácia da probabilidade condicional.

Capítulo III - Inferência bayesiana: Neste capítulo é desenvolvida uma breve revisão sobre a estimação pontual e intervalar, as técnicas e exemplos no âmbito do tema em estudo.

Capítulo IV – *Outlier*: É analisado um problema bastante comum na análise de dados: o “*outlier*”. É apresentada uma breve apreciação sobre a dificuldade na conceptualização destas observações, a sua origem e tratamento. Este tema ramifica-se na perspectiva tradicional e na generativa com alternativa natural.

Capítulo V - *Outlier* na investigação forense: Neste capítulo, procede-se à aplicação das metodologias apresentadas no capítulo IV, no contexto da investigação forense, com recurso a um conjunto de observações de índice de refração de fragmentos de vidro, construídos por Evett (1977) citados por Rosado (2011).

O presente trabalho, encerra com a apresentação de considerações finais sobre o papel da estatística na investigação forense, bem como a análise dos diferentes métodos e sua importância na deteção de observações discordantes nos dados, apresentadas para suportar as opiniões, convicções e testemunhos que orientam a decisão do júri no tribunal.

## Capítulo I: Estatística Forense

### 1. Abordagem Histórica da Investigação Forense

Ao longo dos anos a investigação criminal tem ganho enormes avanços ao tirar partido do desenvolvimento das ciências naturais. A ciência forense é uma ciência aplicada, que se apoia nos princípios básicos da física, química, biologia, matemática e estatística para a análise da *evidence* (Inman & Rubin, 2002), que no presente estudo é traduzida por prova, conceito que será apresentado mais adiante.

Desde as primeiras aplicações, que o trabalho da ciência forense se inicia com a compreensão da origem da prova e culmina com a afirmação da significância dos resultados. Este processo desenrola-se à luz de cinco conceitos: a transferência, identificação, individualização, associação e reconstrução.

Um dos fatores críticos de sucesso da ciência forense está nos procedimentos e técnicas, utilizadas na análise das observações e fatos apresentados na investigação. Nesta perspetiva, é importante que se tenha experiência e capacidade para avaliar a informação apresentada. Motivo pelo qual, é de extrema relevância que a opinião do especialista de justiça seja sustentada por dados e os julgamentos não se baseiem pura intuição e crença do júri.

Deste modo, a estatística ganha uma ampla aplicação, ao servir de instrumento para avaliação das provas apresentadas e estudo da estatística num contexto forense, como vetor principal no desenvolvimento de métodos e metodologias que conduzam a resultados cada vez mais precisos. Assim como, Pestana e Velosa (2010,p.78) afirmam a estatística pode ser apresentada como um “*instrumento de leitura da informação, e da sua transformação em Conhecimento*”. No contexto da investigação forense, a estatística apresenta-se como ferramenta principal, na interpretação dos dados ou fatos apresentados como provas do crime, de modo a prover o júri e juízes de conhecimento sobre o que terá acontecido na cena do crime, Assim sendo, pode-se definir a Estatística Forense como a “*(...) aplicação da estatística à ciência forense*” (Rosado & Neves, 2008, p. 2).

Em regra, vários autores referem que o estudo da estatística se divide em duas grandes “escolas”, a clássica e a bayesiana. Sendo que a estatística clássica baseia-se numa abordagem frequencista, cujo princípio consiste em construir inferências sobre a população a partir de uma amostra extraída da respetiva população (Paulino, *et al*, 2003). Por sua vez, o paradigma bayesiano distingue-se da abordagem clássica pelo fato das suas inferências poderem incluir informação subjetiva, sendo a probabilidade definida como grau de credibilidade (Paulino, *et al*, 2003, p. 8).

Uma das primeiras manifestações da definição da probabilidade como grau de credibilidade observa-se no conceito de probabilidade apresentado por Bernoulli no seu trabalho “*Ars Conjectand (1713)*”. Bernoulli mostra como a teoria do equilíbrio pode ser aplicada à política, justiça e decisões de negócios. Onde os argumentos e provas têm um peso significativo na tomada de decisão (Garbel & Zabell, 1979; Shafer, 1978). Nesta abordagem, a probabilidade é apresentada como quantificação do conhecimento, sendo calculada de acordo com os argumentos apresentados e as propriedades das probabilidades deduzidas a partir dos argumentos apresentados.

Por seu turno, Nicholas Bernoulli, sobrinho de Bernoulli, utilizou as ideias de *Ars Conjectand* na sua tese de doutoramento “*The usu artis Conjectandi in Jure*” onde aplicou os cálculos do trabalho do seu tio, em problemas que incluíam os testemunhos sobre a morte, veracidade dos fatos apresentados pelas testemunhas e a probabilidade de um indivíduo ser inocente. Este analisou ainda, questões ligadas à redução da credibilidade da inocência do réu, à medida que as provas contra este aumentavam (Aitken & Taroni, 2004).

O progresso da estatística incita o desenvolvimento das abordagens bayesiana e da teoria da decisão como alternativas à estatística clássica (Rosado, 2009). Na literatura sobre a Estatística Forense, a abordagem bayesiana revela-se como principal meio usado na quantificação da prova e do cálculo da probabilidade da culpa (Aitken & Lucy, 2004; Aitken & Taroni, 2004; Dawid, 2001; Aitken, 2003).

A necessidade de estudos que conduzam a métodos mais precisos acompanha o desenvolvimento de pesquisas em torno da Estatística Forense. Desde o desenvolvimento de metodologias para melhor quantificar, avaliar e comparar as provas, bem como, alcançar uma maior precisão na medição de incerteza associada a estes processos.

A literatura sobre o testemunho estatístico no tribunal revela o caso Howland do ano de 1860 como um dos primeiros exemplos. Neste caso, foi discutida a questão da autenticidade de uma assinatura (Aitken & Taroni, 2004, p. 122). Por sua vez, o caso Dreyfus de 1894 é citado por diversos autores, como o primeiro caso cuja abordagem na análise das provas é compatível com o ponto de vista Bayesiano.

Um dos problemas principais da análise estatística da prova forense incide sobre a análise e comparação de duas amostras. Sendo uma das amostras recolhida na cena do crime e outra recolhida no suspeito, para averiguar se estas têm a mesma origem. Nesta perspetiva, o analista procura similaridades entre vestígios recolhidos no local do crime e no suspeito, a amostra de controlo, consiste no conjunto de vestígios cuja origem é conhecida (Aitken & Taroni, 2004). O analista através da análise destes vestígios pode ainda, pretender mostrar que determinada prova é comum.

Lindley (1977) apresenta no seu trabalho “*A problem in forensic science*”, uma das principais referências no estudo da comparação de provas forenses, neste trabalho Lindley analisou a aplicação da análise bayesiana à comparação de amostras de índice de refração de fragmentos de vidro.

A estatística no tribunal tem representado um testemunho importante para tomada de decisão no tribunal, porém, são vários os casos que demonstram que uma aplicação ou interpretação errónea pode influenciar significativamente para que na pior das hipóteses um suspeito seja condenado quando este é inocente, o que representa o caso mais grave destes erros de justiça, ou ainda declarar inocente quando o suspeito é o culpado pelo crime. Neste contexto, em Tribe (1971) observa-se a preocupação com o rigor e possíveis riscos ou perigos da aplicação de métodos estatísticos nos tribunais. A sua discussão sobre este tema é desenvolvida em torno do caso Dreyfus de 1894. Vários autores analisam esta problemática recorrendo a este caso, sendo uma das revisões sobre o caso apresentada por Kaye (2006).

Koehler (1993-1994) aborda a possibilidade de ocorrerem erros no processo de análise do DNA, que levem a resultados falsos positivos. Este autor no ano de 1997 apresenta em “*One in Millions, Billions, and Trillions: Lessons from People v. Collins (1968) for People v. Simpson (1995)*” uma reflexão sobre o impacto do relato das provas no tribunal, em particular a quantidade de frequências relativas apresentadas para suportar as provas de DNA. Com

especial ênfase na interpretação do júri dos resultados muito pequenos na ordem de 1 *chance* em milhões, bilhões ou trilhões.

Numa análise com recurso à estatística bayesiana revela-se a necessidade de se conhecer um conjunto completo de circunstâncias sobre a qual é produzida a prova. Tradicionalmente eram conhecidos cinco conceitos, a transferência, identificação, individualização, associação e reconstrução. Porém, Inman & Rubin (2002) introduzem um sexto conceito que o intitula por princípio da divisibilidade. O estudo destes conceitos é importante na quantificação da prova, como será apresentado no capítulo sobre o cálculo da prova.

Quanto ao estudo da Estatística Forense em Portugal, um contributo importante é encontrado no trabalho desenvolvido por Andrade (2001) na sua tese de mestrado “*O Teorema de Bayes como Ferramenta Auxiliar Forense*”. Este trabalho mostra, através da abordagem bayesiana, que a prova pode ser duvidosa. Em Rosado & Neves (2008) encontra-se uma leitura sobre os principais avanços e estudos no âmbito da Estatística Forense. Por seu lado, Neves (2009) aborda a estatística bayesiana no cálculo da prova a ser apresentada em tribunal. Um contributo importante para o estudo das observações discordantes nas observações forenses é desenvolvido nos trabalhos Rosado (2009), Rosado & Neves (2008), Rosado (2011) e Neves & Rosado (2012).

Sobre a história da Estatística Forense, ao longo deste capítulo serão apresentados trabalhos e casos à medida que forem desenvolvidos conceitos considerados importantes para apreciação da estatística na investigação forense.

## 1.1. Prova

Tradicionalmente, a tomada de decisão no tribunal era baseada na intuição. O avanço da ciência incita à melhoria das metodologias utilizadas para chegar ao veredito final. No tribunal a defesa e a acusação tentam convencer o júri sobre a veracidade das suas versões, estes tomam como suporte fatos, opiniões, relatos de eventos ocorridos antes, no momento ou depois do crime. Bem como, vestígios deixados na cena do crime, na vítima ou no suspeito, compondo assim, um conjunto de elementos, que conduzem o julgamento à versão mais fiável possível, do que terá acontecido durante o crime.



Estes elementos compõem a prova do crime. Segundo Neves (2009, p.2) a prova define-se como um conjunto de “(...) *dados ou indícios relativos ao caso em análise que foram recolhidos pela polícia ou investigadores e apresentados em tribunal pela acusação e pela defesa*” (Neves, 2009, p. 2). Estes elementos são apresentados, para apoiar as hipóteses ou proposições apresentadas pela defesa e pela acusação. Sendo que, o resultado apresentado no tribunal é de extrema importância pois irá atualizar a crença do júri na sua decisão final.

Os cientistas forenses classificam a prova em duas classes. Por um lado, a prova científica, é a informação extraída da matéria, deixada no local do crime pelo criminoso, ou que ficam na sua posse até que seja identificado e o especialista forense a recolha. Por outro lado, a prova não científica constituída por relatos apresentados por testemunhas oculares; as opiniões e fatos apresentados pela defesa e acusação; as crenças do juiz e do júri que compõem a informação subjetiva do caso. Esta distinção revela-se importante, em particular no cálculo da probabilidade da culpa numa abordagem bayesiana.

O processo de análise das provas inicia com a recolha dos vestígios por um especialista, no local do crime e no suspeito. Posto isto, as duas amostras são comparadas para fazer inferências sobre a origem ou ainda demonstrar que o suspeito teve contacto com a cena do crime. Em regra, a prova que suporta, as opiniões da acusação ou da defesa, que estabelecem a ligação entre o suspeito e a cena do crime, pode ser material biológico, vidros, fibras, documentos, drogas, entre outros.

A preocupação na quantificação da prova não é recente, ou pelo menos a tentativa de se estabelecer uma relação entre a probabilidade e a prova. Do ponto de vista histórico, Garbel & Zabell (1979) discutem a noção de prova como um instrumento ligado às noções de probabilidade e sinais. A análise apresentada por estes autores leva à Idade Média. Segundo os autores acima mencionados, Cícero definia sinal como algo apreendido por um sentido, como indicação da ocorrência de um evento. Nesta perspetiva, o sinal podia manifestar-se durante ou depois do crime. Contudo, seriam necessário ter alguma prova, tal como sangue, fuga, palidez, entre outras, para que o sinal fosse confirmado (Garbel & Zabell, 1979).

Esta abordagem é complementada pela reflexão de Hacking mencionado por Garbel & Zabell (1979). Para Hacking as noções de probabilidade, sinais e provas estavam intimamente ligadas. Hacking afirma que, uma opinião se torna mais credível à medida que forem reunidas mais provas a seu favor.

Assim sendo, Hacking refere ainda que, para analisar o período precedente ao crime é importante perceber onde se encontrava o réu, com quem este foi visto, se esteve a preparar-se, se teria cúmplices ou se os seus planos naquele dia desviaram do costume. Quanto ao período durante o crime é considerado importante, saber se o suspeito foi visto durante o ato, se alguém ouviu algum ruído, ou se alguma testemunha viu algum detalhe importante. Quanto ao período posterior ao crime deve-se averiguar se foi deixada alguma indicação do que terá sucedido na cena do crime.

Uma das primeiras tentativas para quantificar a prova é apresentada no trabalho “*Ars of conjectand*” elaborado Bernoulli (1713) citado por Shafer (1978). Bernoulli apresenta ainda a possibilidade de combinar probabilidades. Este pensamento revela-se de extrema importância, uma vez ser necessária uma interpretação conjunta dos dados e indícios do crime.

Bernoulli apresentou ainda no seu trabalho, uma classificação das provas em puras e mistas. Nesta perspetiva, são consideradas provas puras, aquelas cuja probabilidade é não aditiva, isto é, só podem estar a favor de uma dada hipótese. Assim sendo, caso seja levantada acusação sobre um indivíduo, a prova pura só poderá testemunhar a favor ou contra o indivíduo. Os argumentos mistos são aqueles que podem apoiar mais de uma hipótese.

Ainda em *Arcs of conjectand*, pode-se encontrar a seguinte explicação das provas puras e mistas, considere-se um caso onde Gracchus é acusado de ter cometido homicídio. Uma testemunha no seu depoimento afirma que o assassino vestia uma túnica preta, sabendo que o Gracchus vestia uma túnica preta, este indício é classificado como prova pura, pois apoia a hipótese de Gracchus ser culpado. Porém, se forem identificados mais três homens com túnica preta, o argumento é considerado prova mista, uma vez que, existe a indicação de que outra pessoa poderá ter cometido o crime, esta prova pode estar tanto a favor da inocência, assim como da culpa de Gracchus (Shafer, 1978, Aitken & Taroni, 2004).

No trabalho “*Ars of Conjectand*” mencionado em Aitken & Taroni (2004) e Shafer (1978), é apresentado um exemplo onde se pode fazer a leitura de diferentes tipos de prova. Na acusação de Maeuius sobre a morte de Titus, são apresentados os seguintes argumentos:

1. Sabia-se que Maeuius não gostava de Titus (prova de causa);
2. Depois de ser interrogado, Maeuius respondeu apreensivo e ficou pálido (prova de efeito);

3. Foi encontrada uma espada manchada de sangue na casa de Maevidius (sinal);
4. No dia em que Titus foi assassinado naquela estrada, Maevidius tinha passado por ali (circunstância de tempo e espaço);
5. Gaius alegou que, um dia antes de o homicídio ter ocorrido, tinha separado Maevidius e Titus de uma disputa (Testemunho).

O conjunto de declarações apresentadas para acusação acima mencionada consiste em provas não científicas. Esta informação deve ser acedida e analisada antes de se proceder à análise da prova científica. Pois, poderá ser útil na fase da identificação do criminoso. Deste modo, o estatístico presta um papel importante ao recorrer às técnicas de classificação tais como a regressão logística ou redes bayesianas para apoiar o processo da identificação do criminoso. No entanto, durante e depois do crime são produzidas provas científicas, onde o estatístico colabora na sua quantificação e interpretação, para que esta seja apresentada no tribunal.

O estatístico tem a importante função de analisar os dados, desenvolver e melhorar as teorias e procedimentos práticos, para extração do conhecimento da prova. No trabalho de Aitken & Taroni (2004, pp. 221-239) encontra-se uma boa referência de estudos realizados neste âmbito.

A análise estatística da voz humana tem sido aplicada, quando se pretende associar um suspeito à uma gravação feita durante um crime ou de um telefonema anónimo, Champoo & Meuwly (2000) investigam no seu trabalho diferentes formas de analisar a identificação da voz num contexto forense através da abordagem bayesiana.

As fibras são um tipo de provas normalmente presentes nos casos, a análise deste tipo de prova é geralmente complexo, pois são transferidas várias fibras, de diferentes fontes para cena do crime. Cook *et al* (1993) apresentam um artigo desenvolvido no âmbito de um *workshop* com objetivo de capacitar analistas forenses, em matéria sobre cálculo do valor da prova e interpretação estatístico forense de fibras da roupa do suspeito.

Em situações em que o investigador forense encontra na cena do crime uma pegada de sapato ou de pé, marca de ferramenta, que pela posição, tamanho ou por apresentar mancha de sangue, que o especialista acredita que a marca pertence a quem cometeu o crime, esta serve de prova, se posteriormente, um suspeito for identificado, é recolhido o seu sapato para comparar às marcas encontradas na cena do crime. Nesta perspetiva, Evett *et al* (1998) apresentam um trabalho com o objetivo de formalizar a interpretação deste tipo de prova.

Gaudette & Keeping (1974) foram pioneiros no estudo de provas que envolviam cabelo, estes avaliam a chance de um cabelo apresentado como sendo de um suspeito ser de outra pessoa.

tendo concluído com base em uma amostra com 861 cabelos de 100 indivíduos, que existe 1 chance em 4500 do cabelo ser de outra pessoa.

Hoffmann & Nat (1991) refletem sobre os pontos fracos desta análise, tendo apresentado uma alternativa bayesiana onde na análise eram integradas características tais como a cor, tipo de cabelo, o raio, entre outras características microscópicas tais como a densidade da pigmentação, a distribuição da pigmentação.

As aplicações da estatística na análise de manuscritos, comparação de documentos, não são recentes. De fato, uma das primeiras aplicações da estatística pode-se encontrar no caso Howland de 1896, sobre o qual Meier & ZABELL (1998) analisam o procedimento aplicado pelo professor matemático Howard Benjamin Pierce e seu filho Charler Sanders Pierce na comparação das assinaturas.

Atualmente com o desenvolvimento das tecnologias de informação comércio eletrônico sofreu um significativo crescimento, tendo tornado o problema da autenticidade autoral ainda mais complexo. Burns (2005) analisa os erros usados na comparação dois documentos bíblicos, o “*The Talmud de Immanuel*” e “*Gospel of Metthew*” e apresenta um sistema de apoio a decisão, que denominam *bayesian boxes*, onde através de uma representação gráfica é analisado o viés na inferência bayesiana na comparação de documentos.

Na cena de crimes tais como assaltos, homicídios, podem ser encontradas manchas de sangue. Evett (1982) apresenta um trabalho no qual analisa o caso em que um criminoso deixa na cena do crime uma mancha de sangue, este dá ênfase a importância do conhecimento das circunstâncias sobre o crime, como elemento fundamental caso o cientista forense pretenda apresentar maior apoio à investigação em questão.

Os vestígios tais como, sangue, cabelo, entre outras provas são uma fonte importante de material genético para definição do DNA do criminoso, que por sua vez constitui uma prova crucial na investigação forense. Vários estudos têm sido desenvolvidos sobre o DNA. Uma referência relevante para o estudo desta prova encontra-se no livro de Buckleton *et al* (2005) onde é abordado o estudo da interpretação do DNA forense.

A presença do DNA na ciência forense é relativamente recente, tendo sido introduzida durante a década de 80 por Sir Alec Jeffreys (Buckleton, *et al*, 2005). As propriedades desta prova são consideradas fundamentais pelo seu elevado valor em particular para o processo da individualização, tendo a sua presença no tribunal trazido um contributo importante para

aceitação e reconhecimento de diversos tipos de provas hoje apresentadas no tribunal (Lucy & David, 2005).

Na literatura sobre Estatística Forense, um significativo número de referências contemplam o estudo sobre o DNA (Aitken & Taroni, 1998; Buckleton, *et al*, 2005; Curran, 2002). Contudo, a partir do trabalho de Lindley (1977) a análise dos fragmentos de vidro ganhou um crescimento considerável. O presente trabalho incidirá sobre estas duas provas, com especial ênfase para os fragmentos de vidros.

Regra geral, a ciência forense envolve a análise de vestígios deixados na cena do crime pelo criminoso, ou recolhidas no suspeito. Contudo, esta ciência não se limita à comparação amostras encontradas. Muitas vezes, é pouco óbvio o que a prova realmente é, desconhece-se a sua proveniência ou origem, ou ainda, quem a terá deixado na cena do crime. A estatística vem naturalmente procurar responder a estas questões, pois a resposta a estas questões é geralmente apresentada em termos probabilísticos.

Pois, de acordo com Kiely (2001) não é finalidade da ciência forense encontrar a verdade absoluta do que terá acontecido, o crucial é encontrar a versão ótima e mais fiável sobre a história do crime. Motivo pelo qual a probabilidade é considerada ideia central na investigação criminal contemporânea. Por sua vez, Kaye (2007) reforça esta perspetiva ao afirmar que de fato, desde os finais do século XX, emerge a utilização da inferência na investigação criminal, consequente da constatação da aplicação da estatística às demais ciências naturais.

O trabalho do estatístico forense revela responsabilidade no desenvolvimento de teorias e investigação sobre a análise da prova. Este processo envolve a pesquisa de um vasto conjunto de circunstâncias que intervêm no processo criminal e que são importantes na extração do conhecimento sobre o crime. Assim sendo, pode-se dizer que o processo não pode ser desenvolvido com análise isolada de uma prova. O cientista agrega maior valor no conhecimento, quanto mais informação quer seja subjetiva, ou objetiva observar e contemplar no seu estudo.

Nesta perspetiva, Garbel & Zabell (1979) afirmam que é fundamental recorrer a uma regra que combine o valor desta prova e a informação extraída de todos indícios, fatos ou opiniões, pois estes testemunhos podem vir a apoiar ou não a acusação. Os elementos envolvidos no

caso em análise podem ter a tentação de querer interpretar os resultados da análise da prova como a probabilidade ou *chance* do suspeito ter cometido o crime, sendo assim é importante que seja claro que a prova só servirá para associar o suspeito à cena do crime.

### 1.1.1.Os processos na análise de provas

Ao longo de décadas vários conceitos têm sido apresentados, numa filosofia e estrutura racional sobre a aplicação dos conhecimentos científicos no âmbito forense. São conceitos que traduzem a análise forense num desenvolvimento coerente. Como já foi apresentado, tradicionalmente eram identificados cinco conceitos essenciais no processo de análise das provas forenses.

Na análise forense é importante que se estudem os processos envolvidos na constituição da prova, desde a sua transferência do criminoso para a cena do crime ou da cena do crime para o criminoso. Até a fase em que é apresentada a *chance* da associação do suspeito à cena do crime. Em todo o processo distinguem-se as fases da transferência, identificação, individualização, associação e reconstrução.

A transferência é também conhecida por princípio de troca de Locard. Segundo este princípio, as provas presentes na roupa são silenciosas, certas e fiéis a todas as ações e encontros que o criminoso teve com a vítima (Aitken & Taroni, 2004, p. 1). Inman & Rubin (2002) reforçam esta abordagem ao afirmar que quaisquer que sejam as atitudes e ações do criminoso ou objetos que o criminoso toque, o que quer que ele deixe no local do crime, ainda que inconscientemente, quaisquer vestígios guardam silenciosamente um testemunho.

Inman & Rubin prosseguem a sua reflexão sobre o princípio do Professor Edmond Locard e identificam as pegadas, o cabelo, as fibras da roupa, os fragmentos de vidro de janelas que eventualmente estejam partidas, a marca da ferramenta usada durante o crime, a tinta que o criminoso arranhe, o sangue transferido do criminoso para a cena ou da vítima para o criminoso. Como um conjunto de elementos que carrega um testemunho importante sobre o que aconteceu na cena do crime. Sendo que ao contrário do testemunho humano, estes elementos não esquecem e constituem por si só uma prova crucial e cabe à intervenção humana conferir e apenas o homem pode diminuir o seu valor.

O processo de transferência pode ocorrer em dois sentidos, do criminoso para a cena do crime e da cena do crime para o criminoso. Por um lado, o criminoso pode deixar materiais biológicos ou não biológicos, tais como as fibras do seu vestuário, vestígios de sangue, cabelo, marcas de dentes, entre outros. Por outro lado, o criminoso leva consigo vestígios de tinta, de vidros ou fluidos da vítima. Neste processo, o sentido em que a transferência ocorre é relevante para avaliação da prova (Neves, 2009), conforme será abordado no capítulo sobre o cálculo da prova.

A identificação consiste na atribuição de um objecto a uma classe, ou seja, definir no que consiste o vestígio (Inman & Rubin, 2002). A individualização é um passo importante da investigação criminal, neste processo assume-se que cada objeto e cada indivíduo são únicos, assim sendo. Do ponto de vista prático, identifica-se como questão relevante, perceber se dois itens identificados no suspeito e na cena do crime, têm a mesma origem. Nesta perspectiva, pretende-se nesta fase partir de um conjunto mais alargado de objectos ou pessoas, chegar a uma pessoa ou objeto como sendo a mais provável fonte.

A associação segundo os autores acima citados, é definida como uma inferência sobre o contacto entre a origem da prova e o destino. Nesta perspectiva, a fonte e o alvo são definidos de acordo com a estrutura do caso em estudo. Se a prova for transferida da cena do crime para o suspeito, então diz-se que a cena é a fonte e o suspeito é o alvo, caso a prova seja transferida do suspeito para cena do crime. Se a transferência é nos dois sentidos, cada item é fonte e alvo da prova. O processo da associação envolve a avaliação de todas as provas de acordo com as hipóteses complementares comparadas. A probabilidade desta comparação é expressa na forma de verosimilhança das provas, sabendo que o alvo e a origem tiveram um contacto físico, bem como, sobre a hipótese complementar onde se considera que o contacto foi com outra fonte.

Uma vez aferida a probabilidade dos itens do suspeito e da cena do crime terem a mesma origem, prosegue a fase da reconstrução, que consiste em “*dar respostas às questões, “quando, Como e onde”*” (Inman & Rubin, 2002, p. 16). Nesta fase, tem-se como objetivo perceber a sequência dos eventos, mais especificamente, se o contacto entre o suspeito e a cena do crime foi antes, durante ou depois do crime.

Aos conceitos acima mencionados, Inman & Rubin (2002) referem que parece óbvio que antes da transferência seja introduzido o princípio da divisibilidade. Segundo este princípio,

quando é exercida determinada força sobre um objeto, capaz de o dividir em pequenas partículas, por um lado as partículas adquirem novas características que não estavam presentes no objeto original e que podem vir a confundir a análise sobre a fonte da prova. Por outro lado, as partículas conservam algumas propriedades físicas e químicas do objeto original, o que é relevante para o processo da individualização e associação da prova à sua origem.

Alguns dos traços dos fragmentos gerados na divisão acima mencionada são comuns, não só à origem mas ainda a outras fontes com características semelhantes, tais como, os objetos que passem pelo mesmo processo de fabrico. Não obstante a isso, através da “*instabilidade temporal*” (Inman & Rubin, 2002, p. 13) algumas características da fonte são perdidas ao longo do tempo, o que pode dificultar o processo da associação ou seja, a tentativa para fazer inferências sobre a fonte da prova.

### 1.1.2.O DNA

O ADN (Ácido Desoxirribonucleico, DNA na terminologia Inglesa) é uma das provas com maior impacto no tribunal, cuja presença trouxe significativas mudanças no modo como hoje os tribunais vêem o testemunho quantitativo. Na investigação forense é analisado DNA de seres humanos, cães, gatos, plantas, bactérias, entre outros. Porém, o presente estudo centra-se no DNA humano.

Nos seres humanos a maior proporção de DNA encontra-se no núcleo das células, este DNA é denominado DNA nuclear. O DNA nuclear pode ser encontrado em todas as células com exceção dos glóbulos vermelhos, nos tecidos do corpo humano assim como nos fluidos tanto na forma líquida ou depois de estarem secos (Kreeger & Weiss, 2003). No entanto, pode-se ainda encontrar uma quantidade reduzida de DNA fora do núcleo, mais concretamente no citoplasma, onde pode ser extraído o DNA mitocondrial (mtDNA) (Buckleton, *et al*, 2005).

O mtDNA é menos usado no âmbito forense, uma vez que um mesmo indivíduo pode apresentar mtDNA diferente, o que pode levar a uma certa ambiguidade nos resultados. Contudo, a resistência do mtDNA mesmo em situações que envolvam explosões torna-o vantajoso, sendo assim usado em situações em que existe insuficiência do DNA nuclear.



O núcleo das células é composto por 46 cromossomas, dispostos em 23 pares enumerados de 1 a 22, sendo que o 23º par representa os cromossomas X e Y responsáveis pelo sexo. Cada cromossoma consiste numa sequência de DNA que por sua vez contém genes. Estes apresentam duas formas A ou a, conhecidos por alelos. Os alelos são responsáveis por algumas das características, sendo que estas características resultam da interação entre mais de um gene. Cada par de genes possível de formar com os alelos designa-se por genótipo.

No âmbito da investigação forense, o estudo do DNA está frequentemente relacionado com a comparação de amostras. Neste processo, uma vez ser pouco viável analisar todo o DNA, são estudadas algumas regiões do DNA, sendo escolhidas as regiões mais fáceis de analisar e que apresentem maior variação individual. Estas regiões são conhecidas por marcadores de DNA. Hoje em dia no processo da identificação humana usa-se geralmente os marcadores STR (*Short Tandem Repeats*).

Atualmente é conhecido um elevado número de marcadores de DNA, contudo são usados entre 13 a 20 marcadores. O “*resultado do estudo de um número arbitrário de marcadores é denominado perfil de DNA*” (Silva, 2006, p. 23) que constitui um padrão individual dos seres humanos. O perfil de DNA apresenta um importante papel na identificação individual, pois assim como Champoo & Meuwly (2000, p. 194) afirmam “*identificar uma pessoa ou um objeto significa que é possível distinguir essa pessoa ou objeto de todos os outros na superfície da terra*”. A afirmação destes autores revela uma propriedade que permite reduzir o número de suspeitos a um indivíduo, como o potencial dono do material biológico em questão, informação importante no processo da individualização e da associação.

Deste modo, pode-se dizer que a característica da individualização apresentada pelo DNA dá um maior valor a esta prova, que é justificada pelo seu poder de exclusão de uma proporção significativa de indivíduos da população, como potenciais fontes do material biológico recolhido no local do crime (Koehler, 2001). Os materiais biológicos que mais interesse tem para os cientistas forenses são o sangue, sêmen, pele, raiz do cabelo e saliva, unha, ossos, suor, entre outros (Andrade, 2001).

Com o desenvolvimento da biologia molecular, destacou-se um significativo crescimento do conhecimento da estrutura do DNA, a inclusão da sua informação veio proporcionar melhor esclarecimento sobre a prova em meio científico. A prova das semelhanças e das diferenças entre organismos deve-se ao programa genético herdado dos antepassados, não repetitivo e

considerado único, exceto no caso de gémeos verdadeiros. É esta visão de unicidade do DNA que apresenta a relevância desta prova para a investigação criminal como ciência da individualização.

Contudo, muitos cientistas defendem a individualização absoluta como um fato teórico. As objeções levantadas incluem os casos de gémeos verdadeiros, pois “(...) *there is no formal proof of this concept of underlying uniqueness, and it has little influence on forensic work as all technologies examine only very few point or loci on the entire human genome*” (Buckleton, et al., 2005, p. 15). O que significa dizer que o conceito da unicidade não está formalmente provado, pois segundo Kaye (2009) é impossível provar que uma característica humana é individual sem que se observem todos os restantes indivíduos.

Não obstante a isso, este conceito tem pouca influência na investigação forense, uma vez que a quantidade de marcadores de DNA analisados ainda é muito reduzido, face ao total de marcadores. No entanto, quanto maior for a quantidade de marcadores de DNA, maior será a possibilidade de alcançar uma maior heterogeneidade individual. Deste modo, pode-se dizer que não é possível estar-se diante de uma individualização absoluta, e por isso, na análise forense deve-se sim falar em probabilidade e não de certezas (Cole, 2009).

A estatística do DNA parte dos resultados das coincidências do perfil de DNA, encontrados na cena do crime e do perfil do DNA recolhido no suspeito. Este resultado é geralmente apresentado no tribunal através do método *random match probability (RMP)*. O RMP identifica a frequência do perfil do DNA numa população de referência (Koehler, et al, 1995) assumindo que um indivíduo com as características identificadas *a priori* (tais como a etnia) pertence à população de referência. Esta análise conduz à probabilidade de uma igualdade ao acaso, calculada a partir de uma base de dados (Andrade, 2001).

Aitken & Taroni (2004) afirmam que este conjunto de dados, é bastante inferior à quantidade de perfis de DNA possíveis de serem encontrados. No entanto, certos especialistas afirmam que pode-se confiar nas estimativas destas bases de dados, uma vez que a maioria dos criminosos envolvidos em assaltos ou crimes violentos, com uma estimativa de 60% são novamente presos em menos de 3 anos em situações criminosas semelhantes.

Dos resultados alcançados na comparação do DNA do suspeito e da amostra de controlo, tem maior interesse a situação em que o resultado da comparação é positivo. Nestas situações

surge a questão se o suspeito é efetivamente dono do material biológico, ou existe uma segunda fonte. Uma vez não ser viável aceder ao DNA de todos os indivíduos da superfície da terra, estima-se a *chance* do material genético encontrado na cena do crime ser de outra pessoa, a partir de bases de dados de referência, calcula-se a probabilidade de uma coincidência aleatória do perfil de DNA. Com esta análise, o cientista pode ainda, pretender demonstrar que o perfil de DNA é comum numa população de referência.

No início dos anos 90 existiu uma controvérsia em relação aos cálculos das estimativas da frequência do perfil do DNA, fato que segundo Andrade levou a que alguns tribunais não aceitassem este tipo de prova. No documento elaborado pelo *National Research Council* (1993) e citado por Koehler (2001) intitulado “*The importance of behavioral research*”, chegou-se à conclusão que pouco se sabia sobre a interpretação das provas de DNA pelo júri. Poucas eram as pesquisas dedicadas a perceber o peso das provas estatísticas sobre a opinião dos profissionais de justiça. No entanto, vários dos estudos elaborados neste âmbito concluíram que existia um fraco conhecimento estatístico entre os profissionais de justiça. Não obstante a isso, a crença do júri não era devidamente atualizada face à nova informação apresentada pela prova (Koehler, 2001).

Koehler (2001) no seu trabalho “*When Are People Persuaded by DNA Match Statistics?*” reflete sobre a impressão causada pelas provas estatísticas de DNA em tribunal. O autor menciona que o método RMP não é eficiente no diagnóstico das coincidências, e apresenta a abordagem bayesiana como melhor alternativa. É notável que a razão das verosimilhanças capta um significativo valor da prova e pode-se ainda demonstrar que esta razão é mais sensível aos erros laboratoriais comparando a metodologia RMP (Koehler, 2001).

A controvérsia sobre o DNA revelou-se benéfica pela elevada quantidade de trabalhos científicos publicados sobre temáticas distintas à volta dos perfis de DNA (Neves, 2009), motivo pelo qual os perfis de DNA são as provas com mais trabalhos científicos publicados, o que incitou o seu desenvolvimento e consequente aceitação nos tribunais. O desenvolvimento da análise da prova forense é, em regra, associado às provas biológicas, com mais ênfase para o DNA. Porém, vários vestígios encontrados na cena do crime apresentam características não biológicas, tais como o vidro, fibras, tinta, marcas de impressões de sapato, impressões digitais, entre outras.

### 1.1.3. Fragmentos de vidro

O vidro é um dos materiais mais comuns e é frequentemente encontrado em eventos tais como acidentes de carro, assaltos ou lutas. Quando um vidro é partido, pequenos fragmentos são transferidos para a pessoa que está relativamente mais próxima do incidente. No caso de um indivíduo ser identificado como suspeito, os fragmentos podem ser recolhidos da sua roupa, sapatos ou cabelo, para o associar à cena do crime.

A interpretação dos fragmentos de vidro no âmbito forense foi revolucionada no ano de 1970 pelo cientista forense Evett. No seu estudo, Evett introduziu a estatística na análise dos fragmentos de vidro, com o objetivo de conseguir uma avaliação e interpretação mais consistente (Curran, 2003). A análise desta prova consiste na comparação das propriedades físicas e químicas das amostras dos fragmentos que permanecem no suspeito e a janela ou outro objeto de vidro da cena do crime. A partir desta comparação é calculado o valor ou peso da associação das duas amostras.

No caso em que os fragmentos são suficientemente grandes, as coincidências podem ser avaliadas através da densidade ou pela cor. Porém, o caso típico de divisibilidade e transferência apresenta fragmentos com dimensões muito reduzidas (0.1-0.5 mm). Ao depararem-se com fragmentos nestas condições, os pesquisadores revelam dificuldades em proceder a análises que envolvam a comparação de características, tais como, a cor ou a espessura, o que os leva a recorrer a métodos analíticos.

Nesta perspetiva, a análise mais viável é feita através do índice de refração ou da composição elementar (Curran, *et al*, 1997a). Entre as diferentes metodologias, são mais utilizados os métodos GRIM (*Glass Refractive Index Measurement*) e SEM-EDX (*Energy Dispersive X-Ray Spectrometer*) ou análise química elementar. Sendo menos utilizadas as metodologias  $\mu$ -X-Ray *Fluorescence* e *Laser Ablation-Inductively Coupled Plasma-Mass Spectrometry* (Zadora & Ramos, 2010).

Dos métodos acima mencionados, um número considerável de estudos recorre à comparação do índice de refração (RI), com base na metodologia GRIM, que se deve ao fato deste método ser mais conservativo relativamente à metodologia SEM-EDX. Uma vez que o SEM-EDX pode comprometer o número de partículas recolhidas, quando é desejável conservar parte da amostra para futuras análises que envolvam o crime (Curran, 2003).

A principal motivação das pesquisas sobre os fragmentos de vidro ganha maior dimensão pelo seu reconhecimento como um importante meio para associar o réu à cena do crime. Os estudos sobre os fragmentos de vidro envolvem a análise e a comparação da amostra recolhida no vestuário, calçado e cabelo do suspeito. Nesta avaliação, é de extrema relevância estudar os processos de transferência, persistência ou ainda a designada por segunda transferência (Allen, *et al*, 1998a; Allen & Scrannage, 1998; Allen, *et al*, 1998b; HICKS, *et al*, 1996; Lambert, *et al*, 1995). Pois, o conhecimento da distribuição destes processos constitui uma mais-valia ao permitir que o analista conheça os itens recolhidos do suspeito com maior *chance* de encontrar um maior número de fragmentos.

Não obstante a isso, o fato dos fragmentos serem recolhidos numa mesma peça de roupa do suspeito aumenta a possibilidade destes terem vindo todos da mesma fonte (Curran, *et al*, 1998). Em regra, a distribuição da persistência e transferência dos vidros é muito difícil de calcular dado o elevado número de variáveis envolvidas neste processo, tais como o tipo de vidro, o tamanho da janela, a distância do indivíduo ao objeto original, o tipo vestuário, o estado de tempo, ou o tempo decorrido entre o momento do incidente ao instante em que os fragmentos são recolhidos do indivíduo.

Assim, para estimar a probabilidade de transferência e persistência recorre-se a simulações, sendo este um processo complexo pelo elevado número de parâmetros a controlar. Nesta perspetiva, foi proposta uma *standardização* das simulações, contudo a elevada variação observada nos resultados durante as experiências, constitui um problema mesmo em situações consideradas constantes.

Neste âmbito são diversos os estudos desenvolvidos tais como os trabalhos de Nelson e Revell citados por Curran *et al* (2000) onde concluíram que o número de fragmentos de vidro varia de acordo com o local e a velocidade com que o objeto atinge o vidro e ainda com o tipo de objeto utilizado no processo. Sobre a possibilidade de ocorrer uma segunda transferência, Allen *et al* (1998a) constataram que somente dois fragmentos tinham os índices de refração significativamente iguais. Por sua vez, Holcrof e Shearer na sua pesquisa estimaram que cerca de 10% dos fragmentos transferidos para uma pessoa que parte o vidro podem ser transferidos para uma segunda pessoa (Allen, *et al*, 1998b).

O trabalho de Cox citado por Curran *et al* (2000) revela que, para intervalos de tempo maiores entre o instante da transferência e a recolha, persiste uma quantidade menor de fragmentos no

suspeito. Sendo que em regra os fragmentos têm tamanho muito reduzido, em situações em que após a transferência, o suspeito envolve-se em atividades mais agitadas. Para Hicks *et al* (1996) a persistência dos vestígios de vidro no suspeito depende do tipo de roupa, sendo a função de perda dos fragmentos uma curva exponencial. Nas conclusões apresentadas por Hicks a roupa de lã é indicada como a que conserva mais fragmentos de vidro.

No estudo desta prova, além dos processos de transferência e persistência, considera-se o problema do agrupamento na amostra de vidros como relevante, este processo permite aumentar a *chance* dos grupos de vidros analisados terem uma mesma proveniência. Para este problema Triggs *et al* (1996) apresenta um estudo sobre o agrupamento através da metodologia divisível comparada com métodos aglomerativos correntes via simulação de Monte Carlo. Para a avaliação de provas que consistem em envolvam a composição elementar dos fragmentos, Campbell & Curran (2009) propõem uma abordagem com base no teste de permutação. Por seu turno, Zadora & Ramos (2010) desenvolvem um estudo experimental sobre a seleção adequada de bases de dados na avaliação desta prova.

Em género de resumo, apresentam-se os principais elementos que influenciam os processos de transferência e persistência dos fragmentos de vidro:

- O tipo e espessura do vidro, e o número de vezes em que a janela é atingida;
- A posição e tipo de roupa do transgressor relativamente à janela, e a dimensão da janela;
- O tempo entre o incidente criminal e a confiscação da roupa; as atividades que este desenvolve depois do incidente;
- A eficiência do laboratório no processo de procura dos fragmentos;
- O fato de o criminoso ter permissão ou não para entrar no local onde ocorreu o crime;
- O modo como a roupa foi recolhido do suspeito; se foi necessário aplicar alguma força;
- O estado meteorológico e o tempo em que ocorreu o incidente.

## 2. Interpretação errónea no tribunal

As provas não são por si só relevantes, estas ganham importância quando auxiliam o júri a avaliar a mais plausível ocorrência dos fatos relacionados com o crime em questão. Embora a análise estatística seja cada vez mais solicitada, esta atravessou momentos atribulados (Kaye, 2007), uma vez que alguns tribunais demonstravam-se relutantes a aceitar o testemunho quantitativo, com receio que o júri sobrestimasse o valor das provas estatísticas face a outras provas (Kaye & Koehler, 1991).

Durante décadas, os estatísticos e psicólogos posicionavam-se em lados opostos quanto à aplicação do teorema de Bayes para quantificar provas, tendo sido poucos os tribunais a defenderem esta abordagem. Embora vários estudos tenham sido levantados para averiguar até que ponto as pessoas processam a informação estatística, poucos foram desenvolvidos para analisar a interpretação das provas apresentadas em tribunal pelo júri. Das pesquisas elaboradas, a maioria revelou que não é extraída informação suficiente das provas, sendo a probabilidade subjetiva dos juízes, não reavaliada devidamente à luz da nova informação extraída dos dados sobre o crime. Neste contexto, a probabilidade subjetiva do júri e juízes, ainda não é devidamente atualizada face a informação objetiva extraída dos dados das amostras recolhidas pelos especialistas forenses.

Uma das maiores questões levantadas pelos estatísticos forenses incide na aplicação da probabilidade conjunta de eventos independentes no cálculo da probabilidade conjunta de eventos relacionadas com um dado caso. Nesta perspetiva, Koehler (1997) questionam-se os resultados alcançados com esta regra, ainda que os mesmos estejam corretamente calculados, este reflete sobre a independência dos eventos, bem como, a interpretação dos resultados apresentados pelo especialista. A interpretação é um tema que envolve muito cuidado e é muito discutido.

Ainda no contexto acima mencionado, Koehler debate o significado das frequências obtidas tais como os resultados de 1 em 12.000.000 encontradas no caso de *People v. Collins* (1968) ou 1 em 57.000.000.000 encontradas no caso *People v. Simpson* (1997). No cerne da sua questão está a perceção correta deste valor, como somente a *chance* de uma pessoa ser selecionada aleatoriamente em muitos milhões por apresentar certas características,

frequentemente confundida com a probabilidade do suspeito ser a fonte da prova, ou deste ser culpado.

Este equívoco é estudado em muitos trabalhos forenses, sendo formalmente designado por falácia da probabilidade condicional, a apresentar mais adiante, que o consideram grave. Uma vez que não somente pode destruir a vida de uma pessoa, como no caso de Sally Clark que para Kaye (2006) reflete uma utilização “abusiva” da estatística e um dos casos mais graves. Assim como, podem inocentar um culpado como no caso de *People v. Simpson* (1997). Estes e outros casos são apresentados nos tópicos que se seguem. Não obstante a isso, estes erros podem ainda tirar a credibilidade a uma ciência de extrema relevância na tomada de decisão.

A prova sobre a inocência ou não do réu podem ser apresentada como relato de testemunhas e ou materiais deixados no local do crime ou encontrados no suspeito. Um ponto comum entre as provas apresentadas está na função que lhes é destinada. Estas servirão de suporte à decisão a ser tomada em tribunal. Porém, não se pode esquecer que para a decisão final a informação é apresentada ao júri, de quem não se espera muita familiaridade com aspetos técnicos da estatística (Evet, *et al*, 2000). São apresentados de seguida casos históricos como exemplos da aplicação da Estatística Forense em tribunal e da interpretação ou cálculo erróneo destas provas em tribunal que pode revelar-se fatal, uma vez estar-se diante de uma situação sobre a qual é decidida a inocência ou culpa de um indivíduo.

## 2.1. Casos históricos

### 2.1.1. Caso Dreyfus

No ano de 1894, o caso Dreyfus foi um dos casos mais famoso, e é ainda hoje apontado insistentemente como prova de que uma probabilidade pode representar um papel significativo na condenação de um inocente (Kaye, 2007). Este caso em si agrega um conjunto de casos militares, civis e de procedimento criminal, que ocorreu entre 1894 e 1906.

Dreyfus, na altura capitão judeu em serviço militar francês, foi acusado de traição, tendo sido apresentado para sua acusação um documento, o *bordereu*, que supostamente transmitia informação sobre a artilharia e tropa francesa à Alemanha. Várias testemunhas foram



chamadas a tribunal, sendo Bertillon o especialista cujo contributo ou testemunho foi mais notório. Bertillon afirmava que Dreyfus teria auto-falsificado o documento, de tal modo que não parecesse escrito por ele, fato que levou a sentença de prisão perpétua na “*Devil Island*”.

Na sua teoria, Bertillon afirmava que Dreyfus teria escrito o documento, decalcando muitas vezes a palavra *intérêt* de uma carta escrita pelo seu irmão (Kaye, 2006; Tribe, 1971). Bertillon afirmava ainda que a carta era codificada. Assim, demonstrou que a distribuição precisa da ocorrência das letras na carta era diferente de uma prosa francesa normal (Kaye, 2007).

As provas apresentadas no tribunal incluíam cálculos probabilísticos da comparação entre o documento *bordereu* e um documento de controlo encontrado na casa de Dreyfus. Bertillon encontrou 4 coincidências em 26 das letras iniciais e finais de 13 palavras polissilábicas repetidas no documento. Assim, ele avaliou como 0.2 a probabilidade de uma igualdade isolada e  $0.24=0.0016$  a probabilidade das quatro serem coincidência. Pelo valor ser muito pequeno, Dreyfus foi condenado. Contudo a probabilidade 0.2 não tinha prova científica que a suportasse (Aitken & Taroni, 2004).

As análises feitas por Bertillon tiveram um grande impacto no primeiro julgamento, que despertou o interesse de alguns especialistas, tendo estes referido que esta análise era como vaga e sem fundamento. Nesta perspetiva, o matemático Poincaré e os seus dois colegas Draboux e Appel apresentaram uma carta ao tribunal militar de Rennes, na qual identificavam erros graves nas análises feitas por Bertillon, tendo demonstrado que a suposta igualdade improvável que confirma a teoria da auto-falsificação eram frequências esperadas para todas coincidências (Kaye, 2007).

Deste modo, a probabilidade de quatro igualdades no início e no final das 13 palavras polissilábicas não era 0.0016, pois esta probabilidade refere-se à probabilidade de exatamente 4 igualdades em 4 palavras. Neste contexto, Poincaré e colegas, determinaram que a probabilidade de igualdade de 4 ou mais letras em 13 palavras polissilábicas seria de aproximadamente 0.7, 400 vezes superior ao valor apresentado, e assim ficou provado que tal valor era comum, o que levou à liberdade de Dreyfus (Aitken & Taroni, 2004; Kaye, 2007).

### 2.1.2. People v. Collins

Outro caso presente em vários estudos estatísticos forenses é o caso “*People V Collin*” que, envolveu uma mulher idosa, Juanita Brooks, assaltada na área de São Pedro, em Los Angeles. Ao participar o ocorrido, Juanita mencionou que o assaltante era uma mulher loira vestida de preto. Uma testemunha afirmou ter visto uma mulher loira afastar-se apressada da cena do crime e entrar num carro amarelo conduzido por um homem negro com barba e bigode (Aitken & Taroni, 2004; Koehler, 1997; Tribe, 1971).

Semanas mais tarde foi identificado o casal Collins. Um especialista foi chamado para analisar as provas apresentadas para identificação do casal, tendo este apresentado provas baseadas no cálculo de probabilidade conjunta de eventos mutuamente independentes. Para suportar esta acusação, foi apresentado ao júri o seguinte conjunto de caraterísticas com as respetivas probabilidades.

**Tabela 1: People v. Collins (1968)**

Caraterística	Probabilidades
Automóvel amarelo	1/10
Homem com bigode	1/4
Rapariga com cabelo atado em rabo-de-cavalo	1/10
Rapariga loira	1/3
Homem negro com barba	1/10
Casal inter-racial num carro	1/1000

Adaptado de Koehler (1997)

Assim sendo, considerando  $H_d$  a hipótese de um suspeito ser inocente,  $E_i$  com  $i = 1, \dots, n$  o  $i$ ésimo argumento relatado pela vítima e testemunha. A probabilidade de um casal ser escolhido aleatoriamente de uma amostra com as  $n$  caraterísticas, seria dada pelo produto da probabilidade de cada uma das provas, considerando que o réu é inocente. Essa probabilidade foi calculada como:

$$P(E_1, E_2, \dots, E_n | H_d) = P[E_1 | H_d] P[E_2 | H_d] \dots P[E_n | H_d]$$

Ao considerar as probabilidades mutuamente independentes, o especialista referiu em tribunal em como havia somente 1 *chance* em 12.000.000 de um casal selecionado aleatoriamente apresentar o conjunto de caraterísticas descritas pela vítima e pela testemunha. Os

especialistas afirmavam ainda, que as probabilidades apresentadas para as características dos indivíduos eram meras estimativas, sendo o valor verdadeiro na ordem de uma possibilidade em bilhões (Koehler, 1997).

No entanto, estas provas não foram tomadas em consideração no tribunal, uma vez que não foi apresentado nenhum fundamento para as probabilidades apresentadas para as diferentes características (Tribe, 1971), de fato, “*não devem ser inventadas probabilidades para várias componentes da prova, mesmo quando se assume que estas probabilidades são meras estimativas*” (Bukleton, *et al*, 2001).

Não obstante a isso, mesmo assumindo que as probabilidades apresentadas eram corretas, a regra aplicada no cálculo da prova, é adequada á eventos independentes, o que neste caso demonstra-se ser falso. Um contra exemplo da independência dos eventos, é o fato das situações um homem negro ter barba e ter bigodes não serem independentes (Koehler, 1997).

O método de análise aplicado a este caso surge num caso mais recente que ocorreu nos anos 90. O caso de *People v. Simpson*, O. J. Simpson era acusado da morte da sua ex-mulher Nicole e um amigo. Neste caso foram apresentadas estimativas da frequência da coincidência das características do DNA na população, sendo que cada uma das frequências correspondia a um item específico apresentado pela acusação. Nesta perspectiva, foi determinada com base na probabilidade conjunta de acontecimentos mutuamente independentes, que a probabilidade conjunta daquelas características seria de 1 em 57.000.000.000. À semelhança de *People v. Collins*, Simpson foi declarado inocente.

Neste caso, por um lado, foi apresentada uma quantidade elevada de frequências, bem como, uma probabilidade demasiado pequena. À semelhança do caso *People v. Collins* é importante refletir sobre o impacto que esta informação como prova teve sobre o júri, como este teria interpretado esta informação. Bukleton *et al* (2001) afirma que não se sabe como o júri processou o peso da informação apresentada.

Por outro lado, não foi levado em consideração o fato de Simpson ter sido marido de Nicole e com a qual tinha uma relação perturbada. É de extrema relevância que as provas genéticas não sejam apresentadas de forma solitária. Estas devem ser acompanhadas de provas não científicas ou de informação subjetiva que caracterize o crime (Koehler, 1997).

Nos dois casos, é de questionar se no tribunal o júri e o juiz percebiam que estas probabilidades tão pequenas não dão a probabilidade do suspeito ter cometido o crime, de outra pessoa ter cometido o crime ou do suspeito ser a fonte das características observadas. Nesta perspetiva Koehler (1994) afirma que estes erros e exageros podem ter um impacto significativo na decisão do júri.

### 2.1.3.Caso de Sally Clark

Este é um caso recente e um dos mais mediáticos por envolver a acusação e condenação de uma mãe como assassina dos seus próprios filhos. O caso decorreu na Inglaterra entre os anos 1996 e 2003. Sendo que o testemunho estatístico ganhou uma posição relevante para decisão final. Sally foi condenada e libertada em 2003, após 3 anos de prisão acusada de ter morto os seus dois filhos, acusação da qual Sally não chegou a superar.

O primeiro filho de Sally, Christopher, nascido a 22 de Setembro de 1996, morreu quando tinha apenas 3 meses. A mãe encontrava-se sozinha em casa. Inicialmente foi diagnosticada como causa de morte *Sudden Infant Death Syndrome* (SIDS) ou morte súbita. No ano seguinte, Sally teve o seu segundo filho, Harry, nascido a 29 de Novembro de 1997, este veio a falecer com 8 semanas em circunstâncias similares ao primeiro.

A mãe foi acusada e presa pela morte das duas crianças, a base desta decisão foi o testemunho apresentado pelo pediatra, Sir Roy Meadow, que afirmava que a *chance* de duas mortes súbitas numa família não fumadora e de classe média como a de família como a de Sally era de cerca de 1 em 73 milhões. Este resultado foi calculado a partir da probabilidade da morte de uma criança por SIDS ser de 1 em 8500. Com base neste valor e considerando a morte das duas crianças como acontecimentos independentes, o Professor calculou o quadrado da probabilidade de uma morte por SIDS, tendo aferido que havia somente uma *chance* em 73 milhões das duas crianças terem morrido por SIDS.

Dawid (2001, p. 5) analisou o resultado de Meadow nos seguintes termos: “*if two babies in a family both die of unexplained causes decide that their mother murdered them*”. Esta regra ficou conhecida como “*lei de Meadow*” (Rosado & Neves, 2008, p. 11), tendo sido aplicada a mais casos apresentados mais adiante. Dawid acrescenta que, considerada a hipótese da mãe ter cometido de fato o crime, esta teoria parecia ser livre de erro, ou seja, o erro do uso da

teoria seria 0. Caso fosse considerado que Sally não cometeu o crime, seria cometido erro se e só se ambas mortes fossem por SIDS, que ocorre 1 em 73 milhões.

Seguindo a reflexão de Dawid (2001) contata-se que a regra parecia muito precisa, pois, ao se considerar a hipótese da mãe ser culpada, esta regra não apresentava erro. Na hipótese contrária, em que se considera que a mãe não é culpada, era cometido erro, se e só se ambas as mortes tivessem sido por SIDS. Nesta perspectiva, a regra apresentada por Sir Roy Meadow sobre as mortes simultâneas na mesma família, eram aparentemente bem definida. Caso a regra fosse aplicada ao caso de Sally, devia-se imediatamente decidir sob a perspectiva de Sir Meadow que Sally Clark era culpada.

Contudo, no caso de Sally existiam mais provas não consideradas na análise de Meadow, tais como as provas médicas de morte por asfixia, que podiam ter sido causadas pelos paramédicos na tentativa de reanimação das crianças. Ou ainda *“a morte e a tomada da vacina não foram relacionadas, sendo encarada com muita suspeição uma segunda morte súbita na sua família”* (Rosado & Neves, 2008, p. 11). Não obstante a isso, também o cálculo de Meadow não foi considerado o fato de mais cinco pediatras terem-se apresentado depoimento a favor de Sally. Bem como, o testemunho das parteiras, enfermeiras e vizinhas que no seu depoimento afirmavam existir um forte laço afetivo entre a mãe e os filhos.

Este caso despertou, no seio da *Royal Statistical Society* (RSS), alguma inquietação, tendo estes dirigido a sua preocupação ao tribunal através de uma carta, na qual afirmavam que o cálculo da ocorrência de duas mortes consecutivas por SIDS apresentado por Sir Meadow numa mesma família era inválido. Este resultado seria considerado correto somente se os casos de SIDS fossem eventos independentes dentro das mesmas famílias. Porém, tal constatação exigiria uma justificação empírica. Uma vez que esta justificação não foi apresentada por Meadow, então existiam fortes razões para considerar que a sua teoria era errónea. Pois, havia possibilidade de exposição a fatores genéticos e ambientais capazes de aumentar a propensão das famílias ao SIDS. O que justificava uma maior probabilidade de ocorrer uma segunda morte por SIDS na mesma família.

A intervenção da RSS provou que a probabilidade de duas crianças morrerem de SIDS na mesma família era de 1/85, fato que veio a inocentar Sally. Porém, este caso revelou-se ainda mais trágico pois, depois de Sally estar em liberdade, esta foi encontrada morta em sua casa, tendo sido considerado como possível suicídio. Diante das declarações apresentadas pela

RSS, outros casos que envolviam o testemunho de Meadow passaram por revisão que levou à liberdade de Trupti Patel, acusada pela morte de 3 filhos; Donna Anthony libertada 6 anos depois de ter sido declarada erradamente culpada pela morte de sua filha e filho e Ângela Cannings condenada pela morte de dois filhos, declarada inocente 18 meses depois de ter sido condenada.

## Capítulo II: Estatística Bayesiana

### 3. Cálculo da prova

#### 3.1. Teorema de Bayes

O problema da interpretação de provas na ciência forense é investigado em condições de incerteza. O pesquisador combina argumentos probabilísticos deduzidos do testemunho dos especialistas ou testemunhas oculares, e dos dados providenciados pelas provas físicas. Da definição da probabilidade como grau de credibilidade, a abordagem bayesiana ganha um importante lugar na estatística, ao permitir a interpretação quantitativa das opiniões, crenças e hipóteses apresentadas sobre o caso. Assim como Neves (2009, p. 11) afirma, esta noção constitui vantagem uma vez que “ (...) a teoria [bayesiana] concorda com a intuição pessoal (...) ”.

A abordagem acima mencionada é explicada pelo teorema de Bayes, que se baseia na descrição da dependência entre eventos incertos. Através de probabilidades condicionais, o teorema de Bayes permite combinar a primeira informação recolhida sobre o caso, todo o conjunto de informação não científica apresentada no caso, com os dados que constituem a prova científica. Para calcular uma probabilidade única, a probabilidade do suspeito ser culpado.

No teorema de Bayes considera-se que, para um dado caso no qual foram inicialmente levantadas hipóteses, antecedentes, causas ou estados, são atribuídos certos graus de credibilidade ou probabilidades *a priori* com natureza subjetiva. Depois de observar-se informação adicional, é feita uma revisão das probabilidades *a priori*. Assim, chega-se a uma probabilidade *a posteriori* (Paulino, *et al*, 2003).

O primeiro caso registado com uma abordagem aproximada à bayesiana no tribunal foi descoberto num documento associado ao caso de Dreyfus (Evet, *et al*, 2000). Contudo, a aplicação desta abordagem cresce a partir da década de 90.

Este teorema foi proposto pelo Reverendo Thomas Bayes no século XVII, na sua obra “*An Essay Towards Solving a Problem in Doctrine of Chances*”, apresentou uma regra, com a

qual demonstrou como a probabilidade de um acontecimento R, poderia ser alterada com o conhecimento de outro evento S.

$$P(R|S) = \frac{P(S|R)P(R)}{P(S)}$$

Segundo Champpo & Meuwly (2000) o teorema de Bayes é um ferramenta útil para:

1. Apoiar o cientista a obter maior valor da prova científica;
2. Para apoiar o júri e juízes a interpretar a prova;
3. Para tornar mais clara aos membros do tribunal, a regra da avaliação da prova usada pelo cientista;
4. Esta regra permite que a crença do júri seja atualizada pela nova informação, a prova científica E, como medida da incerteza sobre a verdade ou não de um evento.

As decisões tomadas por qualquer ser humano envolvem um certo grau de conhecimento ou experiência pessoal. No tribunal, tanto os juízes, advogados ou testemunhas são detentores de informação pessoal importante e que deve ser quantificada. Sendo que cada um dos intervenientes no caso, tem direito a uma probabilidade subjetiva, assim se forma um conjunto de provas subjetivas relevantes para o veredito final.

Um dos aspetos importantes da abordagem bayesiana é a possibilidade de incorporar informação subjetiva sobre o problema em análise. Várias objeções têm sido levantadas sobre a perda de objetividade dos resultados com o uso de informação subjetiva. No entanto, é importante mencionar que esta subjetividade não é arbitrária (Paulino, *et al*, 2003).

A probabilidade representa a quantificação do quanto a pessoa crê que um evento seja verdadeiro. As crenças são diferentes entre os indivíduos, a sua quantificação não é arbitrária. A probabilidade é condicional àquilo que a pessoa sabe, sendo que todas as condições devem ser explicitamente determinadas, o que torna a abordagem bayesiana benéfica. Para Lindley (1991) citado por Aitken & Taroni (2004), a probabilidade subjetiva é importante, pois a subjetividade na ciência forense desejável. No tribunal o júri tem diferentes crenças sobre um evento G, de acordo com a informação inicial I que tem acesso. Assim, uma vez que as crenças são individuais, a probabilidade  $P(G|I)$  será diferente entre os elementos envolvidos no caso.



O processo de quantificação das crenças, opiniões e expectativas do cientista designa-se por eliciação do conhecimento, sendo essencial que o mesmo decorra antes da análise das provas (Evelt & Lambert, 1995). Vários autores recomendam que o cientista procure que as pessoas envolvidas no processo atribuam probabilidades sobre as suas crenças, contudo é importante que cada indivíduo seja coerente. De acordo com Paulino *et al* (2003, p.23) “*na quantificação da incerteza da informação a priori exige-se coerência*”, sendo relevante que se analise como as pessoas eliciam as probabilidades no caso destes demonstrarem pouca maturidade é importante que sejam orientados.

No desenvolvimento da Estatística Forense, embora exista controvérsia no que concerne à interpretação da distribuição *a priori*, como um dos principais obstáculos para a aplicação da abordagem bayesiana. Considera-se que os dados são razoavelmente fortes para que se acredite na sua interpretação independentemente da informação *a priori*. Pois segundo Aitken & Taroni (2004) o grau de subjetividade decresce à medida que as provas aumentam.

O desenvolvimento incitado por estudos, que justificam a vantagem do paradigma bayesiano, levou o reconhecimento da estatística bayesiana no âmbito forense. Um ponto essencial desta abordagem incide sobre a formulação das hipóteses, tal como Neves (2009, p. 6) afirma, “*a formulação das proposições é a base crucial para uma abordagem lógica à avaliação da prova*”, sendo que a sua definição deve ser levantada e apresentada para os dois lados, da acusação e da defesa.

De acordo com Cook *et al* (1998a) e Cook *et al* (1998b) para que o cientista possa analisar uma determinada proposição é fundamental que analista defina pelo menos uma proposição alternativa. O presente estudo limita-se a duas proposições complementares, que correspondem respetivamente às descrições dos fatos apresentadas pela acusação e pela defesa. Do ponto de vista prático os autores acima citados referem que a definição das proposições dependerá das circunstâncias do caso, das observações ou provas científicas disponíveis, da informação apresentada pelos testemunhos ou ainda a experiência do cientista.

Nesta perspetiva, são apresentados três níveis para definição das proposições. O nível I designado por nível da fonte, neste nível as considerações baseiam-se somente nas observações e análises sobre as provas científicas, a probabilidade é calculada a partir da comparação da amostra recolhida no suspeito e a amostra de controlo. O nível II é designado por nível de atividades, aqui as proposições além das análises das provas científicas, são

consideradas as ações, a probabilidade não se cinge à comparação das duas amostras, assim, deve-se envolver no cálculo as probabilidades de transferência e de persistência. Por último, o nível III que corresponde ao topo das hierarquias é o nível onde, em regra, a definição das proposições é elaborada fora do domínio científico, é neste nível que são definidas as proposições no tribunal.

Considerando o caso em que ocorre um assalto e o analista avalia fragmentos de vidro, definem-se as seguintes hipóteses para os diferentes níveis.

No nível I ou da fonte são definidas as seguintes hipóteses  $H_p$ : os fragmentos de vidro vêm da janela X e  $H_d$ : os fragmentos de vidro vêm de outra janela;

No nível II ou seja nível da atividade define-se como  $H_p$ : o suspeito partiu o vidro e  $H_d$ : outra pessoa partiu o vidro;

Por último, apresentam-se as proposições definidas no nível III ou nível da ofensa, diz-se sob  $H_p$ : o suspeito cometeu o crime, sob  $H_d$ : outra pessoa cometeu o crime.

O estatístico forense tem a função de interpretar as provas, pode-se assim dizer que este trabalha nos níveis mais baixos, ou seja, sobre as hipóteses definidas no segundo ou primeiro nível. No tribunal, as hipóteses são definidas no terceiro nível, assim, o estatístico ao apresentar os seus resultados no tribunal, deve ser bastante claro na sua explicação, de modo a evitar que os resultados do estatístico sejam confundidos. Este equívoco é conhecido por falácia de transposição da probabilidade condicional, especificamente a falácia da acusação, conceito a ser apresentado mais adiante.

Na construção das hipóteses, pode-se partir do princípio que cada acusação é definida como uma hipótese a testar. Porém, para uma abordagem mais simplista será considerada a proposição de que o suspeito é culpado como hipótese da acusação representada por  $H_p$ , e a hipótese de que o suspeito é inocente como hipótese da defesa  $H_d$ .

Seja  $E_v$  a prova a analisar, esta em regra é calculada a partir da probabilidade da coincidência das amostras, do ponto de vista prático, é muitas vezes estimado este valor através da coincidência aleatória da prova numa base de dados de referência.

Considere-se  $I$ , que representa toda a informação subjetiva sobre o caso, o especialista pode aceder a esta informação, através do depoimento apresentado pelas testemunhas, dos dados ou informação recolhida pela polícia, ou ainda, a partir dos antecedentes criminais do suspeito.

Do ponto de vista forense, o teorema de Bayes será expresso por:

$$P(H_p|E_v) = P(E_v|H_p)P(H_p)/P(E_v)$$

Um conceito importante nesta análise é dado pela razão das *chances*. A razão das *chances* pode ser definida como razão de duas probabilidades complementares. Nesta perspetiva, a razão das *chance* do teorema de Bayes, é dada por:

$$\frac{P(H_p|E_v, I)}{P(H_d|E_v, I)} = \frac{P(E_v|H_p, I) P(H_p|I)}{P(E_v|H_d, I) P(H_d|I)}$$

Onde

$\frac{P(H_p|E_v, I)}{P(H_d|E_v, I)}$  é a *chance a posteriori*;

$\frac{P(H_p|I)}{P(H_d|I)}$  *chance a priori* descreve a razão das probabilidades da acusação e da defesa antes de observar os dados condicionais aos valores dos parâmetros.

$\frac{P(E_v|H_p, I)}{P(E_v|H_d, I)}$  é a razão da verosimilhança ou fator de Bayes, muito importante na avaliação das provas, esta medida é importante no cálculo da prova, e designa-se por valor da prova  $V$ .

$$V = \frac{P(E_v|H_p, I)}{P(E_v|H_d, I)}$$

De acordo com Curran *et al* (2000), como resultado das análises das provas podia dizer-se que as amostras têm a mesma origem, porém, o resultado é apresentado por meio da intensidade ou pesos das suas provas, ou seja, procura-se perceber quais as *chances* das duas amostras coincidirem. No tribunal é mais bem aceite o logaritmo do fator de Bayes. Este representa o peso da prova  $\log \left( \frac{P(E_v|H_p, I)}{P(E_v|H_d, I)} \right)$ . Se o peso da prova for superior a 1, diz-se que a prova está a favor da culpa do suspeito; se o peso da prova for inferior a 1, diz-se que a prova não está a favor da culpa do suspeito. Para o caso em que o peso é igual a 1, a prova é considerada

neutra (Aitken & Taroni, 2004). Através tanto do peso como do valor da prova, o cientista percebe como a probabilidade *a priori* é alterada pelos dados.

Para interpretação dos resultados do valor da prova, é proposta a seguinte escala:

1 a 10 prova bastante limitada para suporte

10 a 100 prova moderada para suporte

100 a 1000 prova fortemente moderada para suporte

1000 a 10000 prova forte para suporte

>10000 prova muito forte para suporte

Os valores acima apresentados devem ser vistos como um guião para o cientista forense. Para valores elevados do logaritmo da verosimilhança, tais como no caso em que envolve perfis de DNA, esta escala torna-se inadequada. Nestes casos, o termo usado deverá ser extremamente forte (Evetts *et al*, 2000). Aitken & Taroni (2004) referem que tanto para as probabilidades *a priori*, assim como, no fator de Bayes, é fundamental considerar todas as provas envolvidas no caso.

Na prática, Champoo & Meuwly (2000) afirma que é raro o cientista ter acesso à informação completa do caso, mais especificamente à informação subjetiva, disponível para o júri ou os juizes. O que torna pouco viável o cálculo da razão das chances. Nesta perspetiva, o cientista foca o seu trabalho na razão das verosimilhanças, ou seja, no valor ou peso da prova. Sendo esta importante, pois, permite que a informação *a priori* seja atualizada para que se obtenha informação menos subjetiva na probabilidade *a posteriori*. Pode-se dizer que a verosimilhança domina a probabilidade *a priori*, o que torna a probabilidade *a posteriori* muito menos subjetiva (Aitken & Taroni, 2004). Vários autores consideram que se mantenha distinção entre o caso contínuo e o caso discreto, sendo apresentado nas secções que se seguem a respetiva descrição dos casos em separado.

### 3.1.1. Cálculo da prova para dados discretos

A análise bayesiana para interpretação da prova baseia-se numa regra que descreve a dependência de eventos incertos, através de probabilidades condicionais. Esta regra permite conhecer o valor das provas e o peso destas sobre uma dada proposição. Uma das primeiras aplicações da estatística bayesiana está relacionada ao cálculo de provas categóricas. No presente estudo, é considerada uma situação, em que na cena do crime são encontrados vestígios de sangue.

Um indivíduo é identificado com base na informação  $I$ , que consiste na primeira informação recolhida sobre o crime, antes do suspeito ser identificado, aqui o estatístico contribui ao prever as características do criminoso a partir das características do crime tais como, a causa da morte, a localização da cena do crime, o local onde a vítima foi vista pela última vez, ou ainda pelas características do criminoso que podem ser a sua idade, estado civil, relação com a vítima, entre outras, nesta análise o cientista recorre à regressão logística ou às redes bayesianas (Aitken, 2006).

Nestas condições definem-se as hipóteses:

$H_p$ : O suspeito esteve na cena crime e houve contacto do qual resultaram os vestígios de sangue;

$H_d$ : O suspeito não esteve na cena crime e os vestígios de sangue encontrados pertencem a outra pessoa.

Para efeitos de análise e avaliação da prova ( $E$ ) são utilizadas duas amostras com a seguinte caracterização:

$E_s$ : o grupo sanguíneo do suspeito é  $\Gamma$  (a fonte ou origem da prova)

$E_c$ : o grupo sanguíneo da amostra recolhida no local do crime é  $\Gamma$  (recetor)

Seja  $I$  a informação sobre o crime antes de ser analisada a prova do crime, como por exemplo o grupo étnico do criminoso ou outras características, então o valor da prova será dado por:

$$\frac{P(E_s, E_c | H_p, I)}{P(E_s, E_c | H_d, I)} = \frac{P(E_c | E_s, C, I)}{P(E_c | E_s, C, I)} \frac{P(E_s | H_p, I)}{P(E_s | H_d, I)}$$

Assumindo que o grupo sanguíneo do suspeito é independente deste ter estado ou não na cena do crime, bem como, o fato do suspeito não ter estado na cena do crime ser independente deste do seu grupo sanguíneo, então o valor da prova vem dado por:

$$V = \frac{P(Ec|H_p, I)}{P(Ec|H_d, I)}$$

Para o caso em que frequência do perfil de DNA do criminoso na população de referência é  $\gamma$ , assumindo que o suspeito tem sangue do grupo  $\Gamma$  e é criminoso, então o numerador toma valor 1. No denominador assume-se que o suspeito não é culpado, a probabilidade da amostra de sangue ser do grupo  $\Gamma$  é estimada pela frequência relativa do perfil do DNA do suspeito numa população de referência. Assim, o valor da prova vem dado por  $V=1/\gamma$ .

### 3.1.2.Cálculo da prova em dados contínuos

O trabalho de Lindley (1977) foi pioneiro e demonstrou como o teorema de Bayes pode ser aplicado para avaliar provas em dados contínuos. Neste artigo Lindley debruçou-se sobre o problema da avaliação dos índices de refração do vidro, diante de duas fontes de variação no vidro, uma na estrutura do vidro e outra entre diferentes fontes possíveis de vidro. Lindley demonstrou como proceder ao cálculo destas variações numa mesma fórmula, de modo a obter a similaridade entre duas amostras. Na sua abordagem, a medida do fator de Bayes é apresentada como uma razão da densidade de probabilidades e não como razão de probabilidades conforme apresentado no caso discreto.

No seguimento do estudo de Lindley, vários autores têm-se dedicado ao estudo desta prova, pelo seu valor reconhecido para associar um suspeito à cena do crime (Curran, 2003; Curran, *et al.*, 2000; Curran, *et al.*, 1998; Aitken & Taroni, 2004). Nesta perspetiva, identifica-se:

X como o índice de refração dos fragmentos de vidro recolhidos da janela do crime;

Y o índice de refração dos fragmentos de vidro recolhidos no suspeito.

Nestas condições, a característica de interesse, ou seja, o índice de refração, pode ser parametrizada usando  $\theta$ . Deste modo, para o conjunto de dados (prova) E (X,Y), são

definidos para X e Y respetivamente os parâmetros,  $\theta_1$  e  $\theta_2$ . Com o intuito de saber se estas duas amostras têm uma origem comum, ou seja verificar-se  $\theta_1 = \theta_2$ . Na prática o parâmetro  $\theta$  é desconhecido e as análises são elaboradas com base nas distribuições marginais de x e y para as seguintes hipóteses:

$H_p$ : O suspeito esteve na cena do crime;

$H_d$ : O suspeito não esteve na cena do crime.

O valor da prova será dado por:

$$V = \frac{f(x, y|H_p, I)}{f(x, y|H_d, I)}$$

Uma vez que o cálculo da prova é feito através de probabilidades marginais, então vem que:

$$V = \frac{\int f(y|\theta)f(x|\theta)f(\theta)d\theta}{\int f(y|\theta)f(\theta)d\theta \int f(y|\theta)f(\theta)d\theta}$$

A distribuição de  $f(x|\theta)$  ou  $f(y|\theta)$  é frequentemente assumida como Normal com valor médio  $\theta$  que varia de fonte para fonte.

Na análise do índice de refração de fragmentos de vidro, considera-se que as amostras têm distribuição Normal, com valor médio  $\mu$ . Segundo Aitken & Taroni (2004) e Curran (2003), nesta análise deve ser contemplada pelo menos a variação na estrutura do vidro e a variação entre as diferentes fontes possíveis. Nesta perspetiva, considera-se  $\sigma^2$  a variância na estrutura do vidro e  $\tau^2$  a variância entre as diferentes fontes.

Deste modo, Sob a proposição da acusação, ou seja, considerando que a os fragmentos de vidro do suspeito são da janela da cena do crime tem-se que a amostra de controlo apresenta distribuição  $f(x|\mu, \sigma^2) \sim N(\mu, \sigma^2)$  onde:

$$f(x|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma^2)}} \exp\left\{-\frac{1}{2(\sigma^2)}(x - \mu)^2\right\}$$

Do mesmo modo, a amostra de fragmentos de vidro do suspeito tem distribuição  $f(y|\mu, \sigma^2) \sim N(\mu, \sigma^2)$  com

$$f(y|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma^2)}} \exp\left\{-\frac{1}{2(\sigma^2)}(y - \mu)^2\right\}$$

Na alternativa, a proposição da defesa considera que a amostra do suspeito tem outra fonte. Assim sendo, é considerada a variação dentro da estrutura do vidro e a variação entre as diferentes possíveis fontes. Sendo a distribuição da amostra de controlo  $f(x|\mu, \sigma^2, \tau^2) \sim N(\mu, \sigma^2, \tau^2)$ , onde

$$f(x|\mu, \sigma^2, \tau^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \tau^2)}} \exp\left\{-\frac{1}{2(\sigma^2 + \tau^2)}(x - \mu)^2\right\}$$

A distribuição da amostra do suspeito  $f(y|\mu, \sigma^2, \tau^2) \sim N(\mu, \sigma^2, \tau^2)$ , onde

$$f(y|\mu, \sigma^2, \tau^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \tau^2)}} \exp\left\{-\frac{1}{2(\sigma^2 + \tau^2)}(y - \mu)^2\right\}$$

Considerando  $\bar{x}$  a média da amostra de índice de refração  $x_1, \dots, x_n$ , é o estimador de  $\mu$ . Considerando as proposições de acusação e da suspeita, por um lado, a distribuição da prova dado que os fragmentos de vidro do suspeito vêm da janela da cena do crime, é dada por  $f(y|\mu, \sigma^2, H_p, I) \sim N(\bar{x}, \sigma^2)$ .

Por outro lado, distribuição da prova dado que os fragmento de vidro do suspeito vêm de outra fonte, é dada por  $f(y|\mu, \sigma^2, \tau^2, H_d, I) \sim N(\mu, \sigma^2, \tau^2)$ .

Pela perspectiva de Aitken e Taroni (2004), a razão de verosimilhança, nas condições acima mencionadas pode ser aproximada Deste modo, o valor aproximado da prova vem dado por:

$$V = \frac{\tau}{\sigma} \exp\left[\frac{(y - \mu^2)}{2\tau^2} - \frac{(y - \bar{x})}{2\sigma^2}\right]$$

Vários cientistas forenses consideram que uma interpretação bayesiana completa deve considerar a verosimilhança baseada em todas as diferentes possibilidades de agrupamento dos fragmentos de vidro. Contudo, este processo ainda não é completamente praticável devido ao elevado número de combinações. Porém, através de uma análise aproximada tem-se constatado que maior valor da prova é extraído das análises, quando os fragmentos de vidro são agrupados.



Curran *et al* (1998) conclui que é fundamental que na interpretação da prova devem ser consideradas diferentes possibilidades para agrupar os fragmentos. Pois, o processo de agrupamento dos fragmentos de vidro esta associado à localização de onde os vestígios são recolhidos no suspeito e aumenta a *chance* dos fragmentos dentro dos grupos terem todos a mesma origem.

Numa situação em que é recolhida do suspeito uma amostra com  $i$  grupos de fragmentos de vidro, em que cada grupo contém  $j$  fragmentos, estes  $i$  conjuntos são comparados com a amostra de controlo, sendo definido  $n$  como o número de coincidências na comparação das duas amostras.

Nesta análise, assume-se que:

1. O número de fragmentos de vidro encontrados na roupa do suspeito é independente do seu tamanho;
2. A distribuição do índice de refração dos fragmentos da roupa do suspeito é independente do número e dimensão dos grupos de fragmentos de vidro.

Nestas condições, para calcular o valor dos fragmentos de vidro encontrados no suspeito considera-se:

$P_i$  a probabilidade do suspeito ser portador de  $i$ , ( $i=0,1,2,\dots$ ), grupos de fragmentos de vidro na sua roupa;

$S_j$  a probabilidade de um grupo de fragmentos de vidro recuperado da roupa do suspeito ter  $i$  fragmentos,  $j=1,2,3 \dots n$ ;

$f$  a probabilidade do grupo de fragmentos de vidro da roupa do suspeito coincidir com a amostra de vidros recolhida da cena do crime.

$E_v$  a prova.

Nestas perspetivas, define-se a probabilidade de num grupo de  $n$  fragmentos do suspeito que coincidem com a amostra de controlo, o suspeito não ter estado em contato com a cena de crime:

$$P(E_v|H_d, I) = P_i S_n f$$

Na definição da probabilidade alternativa, depara-se com duas circunstâncias:

Por um lado, são encontradas  $n$  coincidências entre os fragmentos das duas amostras, numa situação em que o suspeito não tinha nenhum vidro antes de chegar ao local do crime. Por outro lado, nenhum vidro é transferido da cena do crime para o suspeito, mas este já tinha consigo fragmentos de vidros.

Nesta perspetiva, define-se  $T_k$  como a probabilidade de serem encontrados  $k$  ( $k=0,1,\dots,n$ ) coincidências entre observações dos fragmentos da janela da cena do crime e dos fragmentos recolhidos da roupa do suspeito. Sendo o valor da prova vem dada por

$$V = \frac{P(E_v|H_p,I)}{P(E_v|H_d,I)} = T_0 + \frac{P_0 T_n}{P_1 S_{nf}}$$

Este valor pode ser generalizado de acordo com distintas situações tais como. Em Curran (2003) é apresentada a influência no valor da prova, de acordo com a presença de mais um grupo de fragmentos, ou mais de um grupo de controlo, entre outras situações.

### 3.2. O processo de interpretação da prova e as falácias na Estatística Forense

À volta do incidente de um determinado crime, o cientista é levado a averiguar se existem itens com informação importante, tais como o tempo, localização, ações, testemunhas, entre outras circunstâncias. Este conjunto de informações compõe uma estrutura circunstancial diante da qual o cientista desenvolve o seu trabalho. É importante tomar em consideração que esta estrutura é composta por elementos incertos.

O modelo Bayesiano representa a aplicação da teoria probabilística importante na análise de eventos condicionais e em condições de incerteza. *Evetts et al* (2000) e *Evetts & Weir* (1998) apresentam um conjunto de princípios, a serem tomados em conta na interpretação dos resultados.

1. Para avaliar a incerteza sobre uma dada proposição, é necessário considerar pelo menos uma proposição alternativa;
2. A interpretação científica baseia-se em questões do tipo “*qual a probabilidade da prova de uma dada proposição?*”;

3. A interpretação científica é condicionada não somente pelas proposições, mas também, pelo enquadramento da circunstância dentro da qual a prova está a ser avaliada.

O uso destes princípios leva logicamente a declarações sobre a prova. Sendo que o não cumprimento dos mesmos no passado levou a alguns erros comuns e a falácias (Evet & Lambert, 1995). Uma das falácias cometidas com mais frequência é conhecida por falácia da probabilidade condicional.

O caso de Dreyfus é um exemplo da falácia da probabilidade condicional. Bertillon para aumentar a credibilidade no seu testemunho em como Dreyfus era o autor do crime, calculou a probabilidade de quatro coincidências ser  $0.2^4=0.0016$ . Bertillon referia indiretamente que era possível deduzir a probabilidade da culpa a partir da probabilidade da ocorrência das coincidências identificada por  $p$ . Este definiu como probabilidade do documento questionado ser falso  $1 - p$ . Esta probabilidade era tão próxima de 1 que constituía uma prova inequívoca de que Dreyfus era o autor do documento.

Considere-se:

$E$  a prova;

$H_d$  o suspeito não é culpado;

$H_p$  o suspeito é culpado;

$P(E|H_d)$  a probabilidade da prova se o suspeito for inocente e

$I$  a informação apresentada antes de serem conhecidos os dados.

O testemunho de Bertillon aqui representa a falácia da transposição condicional, ao referir que  $p$  era probabilidade de Dreyfus não ser culpado, ou seja,  $p = P(H_d)$ . Quando o valor  $p$  por ele obtido, correspondia a probabilidade de existirem coincidências entre os dois documentos sabendo que Dreyfus não é culpado, ou seja, era  $p = P(H_d|E)$ .

Assim, pode-se dizer que a falácia da probabilidade condicional, consiste em confundir a probabilidade da prova sob uma dada hipótese com a probabilidade dessa hipótese, ou seja,

confundem-se os valores de  $P(E|H_d)$  com os valores de  $P(H_d)$ ,  $P(H_d|E)$ , ou  $P(H_d|E, I)$ . Existem dois casos específicos desta falácia:

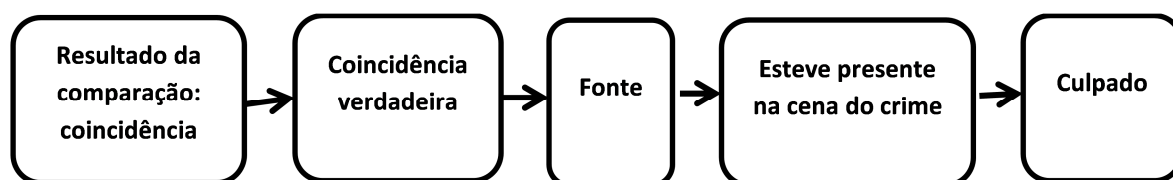
- A probabilidade do erro sobre a fonte (*source probability error*). A partir da probabilidade da prova dada a hipótese, conclui-se por exemplo que este é a fonte da prova;
- O erro da última instância (*ultimate issue error*), parte da extensão da hipótese do suspeito ser fonte da prova para a probabilidade deste ser culpado, é exemplo deste tipo de erro o caso de Sally Clark onde foi confundida a probabilidade de ocorrerem duas mortes por SIDS numa família com características como a de Sally com a probabilidade desta ser culpada pela morte dos filhos. De fato, constatou-se que alguns jornais na altura, afirmavam que a *chance* dos filhos de Sally terem morrido acidentalmente, seria de 1 em 73 milhões.

É importante que as conclusões apresentadas no tribunal sejam cuidadosamente formuladas. Contudo, nada garante que o juiz ou o júri não façam por si próprios a transposição da probabilidade condicional.

Tem sido enorme a preocupação dos cientistas forenses, para reduzir esta falácia. Sendo um dos projetos de grande relevância nesta perspetiva, desenvolvido pelos membros da RSS, com o objetivo de publicar 4 manuais, tendo já sido publicados 2, que se podem ver em <http://www.rss.org.uk/site/cms/contentviewarticle.asp?article=1132>. Com este projeto, a RSS tem como objetivo aceder aos membros do tribunal, o júri e juízes, o conhecimento sobre os métodos estatísticos usados na avaliação da prova. Espera-se que sejam publicados em 2013 os dois últimos manuais, sendo que o terceiro irá abordar a inferência e redes bayesianas e o quarto vai apresentar a análise e interpretação dos casos. Tanto no primeiro volume, assim como no segundo volume pode-se ler:

*“It is vital that everybody involved in criminal adjudication is able to comprehend and deal with probabilities and statistics appropriately. There is a long history and ample recent experience of misunderstanding relating to statistical information and probabilities which have contributed towards serious miscarriages of justice”* (Aitken, et al., 2010, p. 3; Puch-Solis, et al, 2012, p. 2).

A análise forense associa o indivíduo ao local do crime. Na Figura 1 é apresentado o processo a partir da comparação das amostras à etapa onde é definido o veredito final. Cada etapa deste processo não é livre de erro. É possível que o resultado da comparação não seja verdadeiro. Neste contexto, é possível que ocorra no tratamento laboratorial da prova, erros humanos, contaminação das amostras, bem como a precisão dos processos envolvidos na análise. Que podem levar por um lado a coincidência errônea na comparação da amostra do controle e a amostra do suspeito, ou seja, resultados falsos positivos. Pode ainda acontecer que a análise não falhe na detecção de coincidências entre a amostra do suspeito e a amostra de controle, neste caso, está-se perante falsos negativos. Contudo Koehler (1994) refere que pesquisas sobre a ocorrência destes erros, podem revelar as suas causas e incitar a melhoria na precisão dos procedimentos usados no processo da comparação das amostras.



**Figura 1: Cadeia de referência: do resultado à sentença de culpa**

Fonte: Adaptado (Koehler, 2001)

Outro problema na comparação, inclui as bases de dados de referência quando estas não são representativas da população do caso em estudo. Que se revela ter cautelas pois mesmo que as coincidências sejam corretas, esta poderá ser uma mera casualidade. No seguimento deste raciocínio, seria cometido um erro ao afirmar que o suspeito esteve presente na cena do crime, fato que pode levar a que este seja declarado como culpado.

## 4. Inferência bayesiana

### 4.1. Estimação Pontual

A inferência bayesiana consiste na análise da atualização da informação subjetiva, apresentada como parâmetro, através de uma amostra de observações que depende do parâmetro definido. Em regra, a inferência bayesiana caracteriza-se por incluir informação subjetiva, expressa através das probabilidades *a priori*. O problema da inferência bayesiana centra-se na estimação do valor dos parâmetros, cuja variação é modelada pela distribuição *a priori*. Assim como Paulino *et al* (2003, p. 26) afirmam “*as inferências bayesianas são baseadas em probabilidades subjetivas ou credibilidades a posteriori associadas, com diferentes valores do parâmetro  $\theta$  e condicionadas pelo particular valor de  $x$  observado*”.

Nesta perspetiva, a incerteza sobre o parâmetro é representada pela probabilidade, ou por uma distribuição de probabilidade. Segundo Aitken & Taroni ( 2004) esta distribuição por si só pode caracterizar um ou mais parâmetros, conhecidos por parâmetros *a priori*. O analista pode usar a subjetividade *a priori* para tomar melhores decisões relacionadas com dados, tais como a definição da população relevante, importante para o cálculo das probabilidades de coincidências.

Em regra, cada pessoa tem acesso a uma informação distinta, motivo pelo qual, a suas crenças serão diferentes. Isto tem implicações sobre as probabilidades, uma vez que estas quantificam aquilo que a pessoa sabe, ou seja, são condicionais à informação que os indivíduos têm acesso. Neste contexto, cabe ao cientista forense, explicitar estas probabilidades. O que constitui uma das vantagens da abordagem bayesiana. Sendo o processo da explicitação das probabilidades, designado por eliciação das opiniões ou quantificação *a priori* das crenças (Paulino *et al*, 2003).

De acordo com Lindley (1991), citado por Aitken & Taroni (2004) a probabilidade subjetiva na investigação forense é desejável, pois cada elemento do júri observa um conjunto de informações (diferentes crenças ou opiniões sobre a verdade de um certo evento) apresentadas para sustentas as proposições da defesa e do prossecutor, levando-o a construir um grau de credibilidade nas proposições geralmente diferente dos restantes elementos do júri.

A subjetividade entra na escolha da distribuição de probabilidade e na escolha dos valores dos parâmetros. Deste modo, duas pessoas podem escolher o mesmo modelo, mas podem não concordar com o valor dos parâmetros.

Assim, considera-se  $f(\theta)$  uma função densidade *a priori*, onde  $\theta$  é um parâmetro *a priori* que poderá ser um vetor. O vetor  $x$  é modelado pela verosimilhança de  $\theta$  condicional a  $x$ , ou seja,  $L(\theta|x)$ . A verosimilhança *a priori*, vai ser combinada para determinar a função densidade *a posteriori*

$$f(\theta|x) = L(\theta|x) \frac{f(\theta)}{f(x)}$$

Onde  $f(x)$  é a função densidade de probabilidade de  $x$ , que pode ser determinada por

$$f(x) = \int f(\theta|x)f(\theta)d\theta$$

Na perspectiva bayesiana, os dados são fixos e conhecidos. A incerteza centra-se nos parâmetros. A definição dos valores para os parâmetros, não se considera relevante para os casos em que os dados são suficientemente informativos, uma vez que a verosimilhança acaba por dominar a distribuição *a priori*. No caso em que os dados são pouco informativos, os parâmetros *a priori* tornam-se importantes (Aitken & Lucy, 2004).

A verosimilhança na abordagem bayesiana é usada para descrever a probabilidade de observar os dados, condicionados aos valores dos parâmetros, sendo que em regra, a probabilidade *a posteriori* torna-se mais precisa quanto mais provas forem consideradas.

Uma abordagem mais frequentemente usada no âmbito forense consiste em fazer inferências sobre uma binomial de parâmetro  $\theta$ , associada a uma experiência de Bernoulli. A distribuição Beta *a priori* é o caso mais comum nestas análises. Nesta perspectiva, com a combinação da distribuição Beta *a priori* e a Binomial, acede-se a uma distribuição Beta (*a posteriori*). A ignorância sobre o valor *a priori*  $\theta$  pode ser representado por uma Beta *a priori* com  $f(\theta, 1, 1, ) = 1$  para  $0 < \theta < 1$ .

Em certas situações o cientista não encontra coincidências na comparação das amostras. A estimação da probabilidade da coincidência através da frequência relativa daria zero e a razão das verosimilhanças seria infinito. Nestas situações, não se considera conveniente afirmar com base na amostra, que geralmente é de dimensão reduzida, que as duas amostras não têm a

mesma fonte. Assim, Lindley citado por Aitken & Taroni (2004) propõe que seja definido um limite superior para a proporção de resultados positivos numa população em que existem coincidências.

Este limite pode ser determinado através de uma análise bayesiana com distribuição beta *a priori* e verosimilhança binomial. Assim, ao considerar-se o parâmetro  $\theta$  a proporção de resultados coincidentes na população. Assume-se a ignorância *a priori*, sendo a verosimilhança dada por uma binomial com  $n$  experiências cuja probabilidade de resultado positivo é  $\theta$ . A distribuição *a posteriori* de  $\theta$  é uma Beta com parâmetros  $\alpha=0, n, \alpha = \beta = 1$  e a sua densidade de probabilidade vem dada por  $f(\theta|0 + 1, n - 0 + 1) = (n + 1)(1 - \theta^n)$ .

Esta situação é frequente quando na análise de uma sequência mitocondrial humano de DNA, usada no âmbito forense, na caracterização de espécies em situações em que existe insuficiência nuclear. Na prática, quando não existem coincidências entre duas amostras e deseja-se transmitir informação sobre o peso da prova, conta-se o número de vezes que a sequência ocorre numa base de dados relevante, e aplica-se uma correção do erro amostral, como os intervalos de correção de Nichorls & Balding (1994), Curran *et al* (2002) citados por Aitken & Taroni (2004).

## 4.2. Estimação intervalar

A estimação pontual permite definir a incerteza sobre o parâmetro através da distribuição de probabilidade. Pode-se determinar um intervalo de confiança para o parâmetro. Na Estatística Forense, para estimar o intervalo de confiança sobre o verdadeiro valor do parâmetro podem ser usados os intervalos da maior densidade *a posteriori*, de Bootstrap ou o intervalo da verosimilhança.

O intervalo de maior densidade *a posteriori* permite conhecer a probabilidade do intervalo conter a verdadeira proporção quando se pretende determinar os intervalos de confiança para a razão da verosimilhança. Para comparação de diferentes amostras de uma mesma população, pode ser que os valores encontrados para o fator de Bayes não sejam o mesmo.

Neste caso, pode ser difícil determinar e diretamente construir intervalos de confiança. Uma abordagem alternativa é considerar as técnicas de reamostragem, também designadas por



intervalos de Bootstrap, na construção destes intervalos, são extraídas dos dados com reposição sucessivas amostras, em regra da mesma dimensão, o procedimento é repetido  $N$  vezes (Curran, 2002). Nesta perspetiva, para um  $N$  elevado, calculam-se os respetivos valores  $V$ , ou seja, o valor da prova, assim, através do histograma das  $N$  observações de  $V$ , apresenta-se uma estimativa da distribuição de  $V$  e é com base nesta distribuição, que se calculam os parâmetros de localização e escala. Deste modo, são estimados os intervalos de confiança.

## Capítulo III: *Outliers*

### 5. Breve introdução

Durante a análise de dados é frequente surgirem observações que diferem das restantes. Estas são observadas como um dos primeiros e inevitáveis problemas na análise estatística, pois “*uma única observação (não detetada) pode destruir ou contrariar a conclusão de qualquer trabalho.*” (Rosado, 2006, p. 1).

O estudo dos *outliers* tem sido um tema de interesse em várias disciplinas, tais como a astronomia, química, física, entre outras. No presente trabalho, pretende-se estudar os *outliers* no âmbito da Estatística Forense. As primeiras análises sobre estes valores consideravam como *outlier* o valor extremo que parecesse ao analista tão elevado, que despertava a sua atenção. Diante desse impacto, ele era conduzido a tomar uma decisão sobre a condição de *outlier*. Sem nenhum procedimento ou critério formal, sendo que a decisão dependia de quem analisava os dados.

Nos meados do séc. XIX surgem as primeiras tentativas para encontrar critérios ou procedimentos formais. O trabalho de Peirce (1852) é uma referência desta época, como tentativa para formalizar a rejeição das observações consideradas aberrantes. Peirce propunha, que as observações fossem rejeitadas caso a probabilidade do erro obtido ao reter as observações aberrantes, fosse inferior à probabilidade do erro quando estas eram retiradas da amostra multiplicada pela probabilidade de se observar um número fixo de observações discordantes.

Por sua vez, Chauvenet (1863) citado por Anscombe (1960), veio alargar este estudo, diante deste autor, são mencionados os trabalhos de Czuber (1891), Wellins (1909), e Rider (1933), sendo preocupação comum, apresentar testes de significância para rejeitar as observações, que Anscombe denomina por “*outlier*”, “*discordantes*”, “*aberrantes*”, “*estranhos*”, entre outras denominações.

Para perceber o conceito de “*outlier*”, é importante levantar questões sobre a sua natureza e o modo como estas observações surgem na amostra. Assim, em situações em que se

conhecem as razões da ocorrência destes valores, o *outlier* diz-se de natureza determinística, característico de casos em que é óbvio que tenha ocorrido um erro de escrita, cálculo ou leitura, que faça surgir na amostra observações inconsistentes do restante conjunto de dados. Neste contexto, os discordantes devem ser removidos ou substituídos por valores corretos.

Em situações menos claras, em que não existe uma explicação tangível para aqueles valores e a correção não é intuitiva, o *outlier* deve ser considerado como aleatório. Neste caso, a razão da ocorrência destas observações, é analisada segundo as propriedades da variação de qualquer amostra aleatória (Anscombe, 1960; Barnett & Lewis, 1994). Para estes autores a variação que faz surgir um *outlier* pode ser:

- Inerente: expressa a variação das observações na população. É incontornável pois reflete as propriedades do modelo que descrevem o mecanismo de geração dos dados;
- Erro de medição: ocorre quando as medições para levantamento dos dados para população em estudo são feitas de forma inadequada, o que pode levar que a variação seja sobrestimada. Estes erros podem dever-se a arredondamentos ou cálculo errado. No entanto, o erro de medição pode ser prevenido se for aplicado um maior controlo no levantamento das observações;
- Erro de execução: Surge da recolha de dados deficientes. Pode-se escolher uma amostra enviesada ou incluir indivíduos que na realidade não são representativos da população. Precaução para este tipo de variação pode incluir mudar o modelo inicial estabelecido para a população.

A preocupação com a integridade dos dados incita o desenvolvimento de abordagens mais claras, objetivas e princípios mais rigorosos para prospeção dos *outliers*. O seu estudo pode ser abordado segundo duas perspetivas. Por um lado, a abordagem tradicional, caracterizada pela subjetividade na escolha das observações a serem testadas como discordantes e por outro lado, a abordagem generativa como alternativa natural, que apresenta a objetividade na prospeção dos *outliers* (Rosado, 2009).

A questão levantada no estudo dos *outliers* é perceber se as observações são membros genuínos da população em estudo, ou seja, se existem algumas observações cujo

mecanismo de geração seja diferente, que podem causar impacto nas análises sobre os dados. Se o impacto da presença destas observações for grosseiro, então estimativas ou testes sobre os parâmetros da amostra serão afetadas. A definição de *outliers* não é consensual, está intimamente ligada à regra ou método usado para o detetar, assim como Anscombe (1960, p. 124) refere que o problema está na definição do limite que separa as observações aberrantes do restante conjunto de dados.

Apresenta-se a seguir a definição de *outliers* segundo as perspetivas tradicional, caracterizada pela subjetividade na escolha das observações a analisar como discordante e a generativa como alternativa natural, onde é introduzida objetividade.

### 5.1. *Outliers* numa abordagem tradicional

Numa situação em que o cientista na análise de dados, depara-se com uma observação que parece ser inconsistente com o restante conjunto de dados, este é levado a decidir sobre o que fazer com o dado, neste contexto, a identificação é feita de acordo com o grau elevado de surpresa despertada no analista.

Este parecer leva Barnettt & Lewis (1994) a afirmarem que é por detrás disso que se encontra a subjetividade, “(...) *note how our feeling about the data may differ quite widely, with deferent possible basic probability models*” (Barnettt & Lewis, 1994). Nesta perspetiva, o analista avalia as observações, que não se enquadrem no mecanismo que tem em mente, existe uma escolha subjetiva em relação ao modelo apropriado para descrever os dados. Sendo assim, é importante perceber as implicações desta subjetividade, pois podem ter influência objetiva significativa na análise dos dados.

A abordagem tradicional baseia-se fundamentalmente, no estudo de *outliers* para testar uma observação como discordante (Rosado, 2009), sendo a observação escolhida previamente pelo pesquisador. Os testes de discordância são efetuados sobre os dados, para averiguar se as observações devem ser rejeitadas ou identificadas caso apresentem caraterísticas especiais (Barnettt & Lewis, 1994).

Assim, para uma amostra ordenada  $x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)}$ , caso os extremos  $x_{(1)}$  e  $x_{(n)}$  se apresentem surpreendentes para o analista, relativamente aos extremos esperados do

modelo postulado  $F$ , aplica-se um teste para averiguar a sua condição como discordante. Se  $x_{(n)}$  for identificada pelo teste como significativamente elevado relativamente ao máximo da distribuição  $F$ , diz-se que  $x_{(n)}$  é um *outlier* discordante superior. No caso de ser analisado o extremo  $x_{(1)}$ , diz-se que o *outlier* é discordante inferior, sendo o par  $[x_{(1)}, x_{(n)}]$  designado por par discordante.

Esta escolha é subjetiva, mas não arbitrária, pois depende fundamentalmente da distribuição  $F$ . O analista reage à presença de observações que se afastam do modelo por ele definido para os dados. Assim, para o caso do especialista considerar uma distribuição Normal, ele reage à presença de observações cujo mecanismo de geração seja um modelo de caudas longas, tal como a Cauchy. Assim, com base neste critério, o analista vai identificar como candidata, a observação extrema que parecer se afastar muito do restante conjunto de dados.

Contudo, estas observações não são necessariamente *outliers*. Nos dados podem surgir observações que embora não surpreendam o especialista, ou pareçam genuínas, tenham sido geradas por um mecanismo diferente do restante conjunto de dados. Assim como Rosado (2006, p. 11) afirma “(...) um *outlier* pode considerar-se uma observação que “fica de fora” dos dados, mas, essa observação pode “ficar dentro” e ser gerada por um mecanismo diferente do das restantes”. Nesta situação assume-se que existem observações provenientes de outro modelo  $G$ . Estas observações são chamadas contaminantes. As observações contaminantes podem aparecer como extremos, mas não são necessariamente. No entanto, não existe um meio para saber se uma dada observação é ou não um contaminante, assim sendo, pensa-se num *outlier* como possível contaminação nos dados (Barnett & Lewis, 1994; Rosado, 2006).

Do ponto de vista tradicional, o que caracteriza o *outlier* é o impacto dos extremos na amostra, sendo que esta observação poderá ser ou não um *outlier*, porém, um *outlier* é sempre um extremo, ou alguma observação relativamente próxima de algum extremo.

Em suma, na abordagem tradicional:

- Um valor extremo pode ou não ser um *outlier*;
- Um *outlier* não é necessariamente contaminante;
- Um contaminante pode ser ou não *outlier*;

- Um *outlier* é sempre um extremo.

Para a análise e tratamento dos valores aberrantes, os métodos gráficos foram os primeiros instrumentos e ainda são muito usados numa primeira etapa, sendo por vezes única na prospeção dos *outliers*. A caixa de bigodes, proposta por Tukey (1977) citado por Rosado (2006), é ainda hoje um dos instrumentos mais usados no estudo preliminar para detetar *outliers*. A regra para decidir se uma observação é ou não *outlier* procede-se do seguinte modo:

Identifica-se na amostra  $Q_1$  como quartil inferior e  $Q_2$  como quartil superior e  $Dq$  a dispersão-quartil, a observação  $x_i$ , com  $i=1,2,\dots,n$ , é identificada como *outlier* severo se cair fora do intervalo  $[Q_1 - 3Dq, Q_3 + 3Dq]$  ou *outlier* moderado se a observação satisfazer a condição  $Q_1 - 3Dq < x_i < Q_1 - 1.5Dq$  ou  $Q_3 + 1.5Dq < x_i < Q_3 + 3Dq$ . Nesta definição, o valor 1.5 parece não ter uma fundamentação teórica (Rosado, 2006).

As opiniões sobre o tratamento de *outlier* dividem-se em dois princípios. Alguns cientistas defendem que através dos testes de discordância deve-se decidir a rejeição ou não das observações candidatas a discordantes, enquanto outros defendem que esta análise não deveria cingir-se à rejeição destes dados. Os segundos argumentam que em circunstâncias particulares, devem ser construídos métodos estatísticos robustos para fazer inferências válidas sobre a população de onde a amostra foi aleatoriamente extraída, de modo a minimizar o impacto das observações aberrantes. Este procedimento denomina-se por acomodação dos dados.

Foram desenvolvidos vários critérios para testar a condição de discordância. Estes critérios baseiam-se numa estatística comparada ao valor crítico para decidir se a observação é retirada ou não da amostra. Diante de Barnett & Lewis (1994) e Grubbs (1969) são apresentados uma bateria de testes de discordância. Dois dos testes de discordância ficaram conhecidos por critérios de Chauvenet, cujas estatísticas para o mínimo da amostra, vêm dadas por  $t_1 = \frac{(\bar{x} - x_{(1)})}{s}$  e  $t_2 = \frac{(x_{(2)} - x_{(1)})}{(x_{(n)} - x_{(1)})}$ . Os respetivos pontos críticos podem ser consultados nas tabelas XIIIa e XIXa em Barnett & Lewis (1994).

Em regra, pode-se definir um *outlier* na perspetiva tradicional como uma observação que surpreende o pesquisador e é discordante (Barnett & Lewis, 1994, p. 38). Esta definição é

relativa, pois é justificada pelo instrumento ou metodologia adotada para sua detecção. A definição do *outlier* é feita *a priori* decorrente da suspeita de uma observação como “estranha”, sendo identificados como possíveis *outlier*, e só depois são aplicados testes. A subjetividade nesta definição é vista como uma restrição no estudo dos *outlier* (Rosado, 2006).

## 5.2. *Outlier* numa abordagem generativa

Uma observação pode minar todo o estudo do analista. Nenhuma observação pode ser considerada absolutamente credível (Anscombe, 1960). Num conjunto de dados é frequente surgirem observações que não sejam genuínas, ou seja, tenham sido geradas por um mecanismo distinto do restante conjunto de dados, mas que não despertam atenção do analista.

Da necessidade de objetivar a escolha das observações candidatas a *outlier*, apresenta-se o método generativo com alternativa natural (GAN) proposto por Rosado (2006, cap IV). Assim como os métodos de discordância tradicionais permitem testar e identificar *outliers*. Porém, este teste caracteriza-se por introduzir objetividade na seleção.

O método GAN inicia com a formulação do modelo de discordância natural, que consiste em considerar para uma determinada amostra de dimensão  $n$ ,  $x_1, \dots, x_n$ , uma função de densidade de probabilidade  $f(x_i, \delta_i)$  e a respetiva verosimilhança  $L(x_i, \delta_i) = \prod_i^n f(x_i, \delta_i)$ ,  $i=1, \dots, n$ .

Uma vez formulado o modelo de discordância, a análise prossegue com a definição das hipóteses sobre o modelo. Na hipótese nula, considera-se que todas as observações são geradas pelo mesmo mecanismo. Assim, define-se:

$$H_0: L(x_1, \dots, x_n, \delta) = \prod_i^n f(x_i, \delta)$$

Nestas condições,  $\hat{\delta}$  é estimado de máxima verosimilhança para  $\delta$ , o máximo desta função é dada por  $\hat{L}_o(x_1, \dots, x_n, \hat{\delta})$  ou por simplificação  $\hat{L}_o$ .

Como alternativa natural, considera-se que existe pelo menos uma observação discordante na amostra e esta pode ser qualquer uma das observações no conjunto de dados. Deste modo identifica-se como hipótese que admite observações discordantes:

$$\bar{H}_j: L(x_1, \dots, x_n, \delta, \delta') = \prod_{i \neq j} f(x_i, \delta) f(x_j, \delta')$$

$\bar{H}_j$  admite que existem observações discordantes, sendo  $j$  o índice da observação identificada como candidata a discordante, nestas condições  $\hat{\delta}$  e  $\hat{\delta}'$  são estimadores de máxima verosimilhança para  $\delta$  e  $\delta'$ , sendo o máximo dado por  $\hat{L}_j(x_1, \dots, x_n, \delta, \delta')$  ou por simplificação  $\hat{L}_j$ .

Uma vez definidas as hipóteses, aplica-se o teste de homogeneidade, através da estatística:

$$l_n = \frac{\hat{L}_0}{\max(\hat{L}_0, \max \hat{L}_j)}$$

A razão das verosimilhanças  $l_n$  é importante na construção do teste e na seleção da observação discordante. O seu valor fica definido entre 0 e 1. A homogeneidade da amostra não é rejeitada para valores grandes de  $l_n$ , assim, define-se como região de rejeição:

$$l_n = \frac{1}{\max(1, T(x_1, \dots, x_n))} < c, \text{ onde } T(x_1, \dots, x_n) = \frac{\max_j \hat{L}_j}{\hat{L}_0} \text{ e } c < 1.$$

Considerando  $c' = 1/c$ , a região de rejeição fica definida para valores tais que

$$T(x_1, \dots, x_n) > c'.$$

Assim sendo, rejeita-se a hipótese de homogeneidade da amostra  $x_1, \dots, x_n$ , caso a estatística de teste  $T(x_1, \dots, x_n)$  verifique a condição acima mencionada. No caso em que a homogeneidade não é rejeitada, a análise encerra e decide-se que não existem *outliers*. Caso contrário, o estudo prossegue com a última etapa que consiste na seleção objetiva dos *outliers*. Sendo que “o “outlier” que a posteriori, é selecionado é aquela observação que corresponde ao índice  $j$  onde a estatística  $T(x_1, \dots, x_n)$  atinge o máximo (...)”. (Rosado,



2006, p. 79). Este modelo é adequado para detecção de um *outlier* na amostra, sendo o estudo mais geral apresentado em Rosado (2006, pp. 82-85).

De acordo com a abordagem GAN, um *outlier* é definido como uma “*observação, que perante o modelo de discordância natural formulado e após rejeição da homogeneidade, na terceira fase do método GAN, for selecionada como responsável por essa decisão*” (Rosado, 2006, p. 82). Ao contrário dos métodos tradicionais onde a observação testada é um extremo selecionado *a priori* pelo analista, no método generativo com alternativa natural, a detecção dos *outliers* é feita *a posteriori*. Deste modo, permite-se que sejam testadas observações que não tenham levantado suspeita ao analista. Podem ser identificados valores da amostra que não sejam extremos.

### 5.3. *Outliers* numa perspetiva bayesiana

A importante implicação da abordagem bayesiana, na análise estatística atrai o interesse de vários cientistas, ao estudo de métodos para o tratamento das observações discordantes num paradigma bayesiano.

Como foi mencionado ao longo do presente trabalho, a inferência bayesiana baseia-se em probabilidades subjetivas sobre diferentes parâmetros. A função de verosimilhança tem um papel importante na abordagem bayesiana, pois representa o meio sobre o qual os dados transformam as crenças apresentadas como probabilidades subjetivas *a priori* em conhecimento. Não obstante, na definição do modelo de discordância, podem ser declaradas “*diversas hipóteses alternativas (...) que condicionam a discordância dos testes formulados*” (Rosado, 2009, p. 10). Diante das características e vantagens da estatística bayesiana, esta parece ser a melhor opção para uma análise conjunta das distintas hipóteses formuladas.

Assim, pode-se dizer que, a diferença entre as duas abordagens clássica e bayesiana no estudo dos *outliers*, está na relevância dos dados para identificação do modelo dos *outliers*. A condicionalidade sobre os dados na inferência bayesiana é um ingrediente básico sobre o qual é calculada a verosimilhança como expressão estatística da informação dos dados (Barnett & Lewis, 1994), neste contexto, revela-se fundamental que seja definido

completamente o modelo, o que não é crucial para uma análise clássica dos *outliers* (Rosado & Neves, 2008).

Na abordagem bayesiana existe a necessidade de definir um modelo *a priori* ou possíveis parâmetros do modelo que inclui conhecer as probabilidades *a priori* associadas à presença de observações discordantes, antes que se conheçam os dados, o que constitui um dos principais desafios no estudo dos *outliers* bayesiano.

O estudo de *outliers* bayesianos desenvolve-se sob duas perspetivas. Analisam-se por um lado, métodos para acomodação dos dados, uma vez não existir uma analogia direta dos testes de discordância para o caso bayesiano (Barnett & Lewis, 1994; Rosado, 2009). Como alternativa, são considerados um conjunto de procedimentos, para averiguar a contaminação nos dados através da probabilidade *a posteriori*, com recurso a parâmetros adicionais que refletem a contaminação nos dados.

Uma das primeiras discussões no estudo dos *outliers* bayesianos é apresentada por Finetti (1961) que argumenta que a dificuldade principal na análise de *outlier* bayesiano está na dependência da distribuição *a posteriori* na amostra completa, que entra em conflito com a rejeição preliminar dos possíveis contaminantes na amostra. Assim, Finetti conclui que qualquer abordagem para rejeição de *outlier* deve considerar esta propriedade, pelo fato de qualquer observação candidata a rejeição ter influência, por mais pequena que seja, na distribuição final.

No seguimento do estudo de Finetti, Kale & Sinha (1971), citados por Barnett & Lewis (1994) apresentam um estudo no qual aplicam abordagem de modelos permutáveis. Muitas das considerações para análise dos *outliers* bayesianos envolvem considerações similares aos modelos permutáveis.

Guttman (1973) propõe no seu trabalho um método de deteção de *outlier* numa abordagem bayesiana, ou seja *a posteriori* e apresenta um modelo com as seguintes hipóteses:

$H_0$ : Todas as observações têm distribuição  $N(\mu, \sigma^2)$  ;

$H_1$ : Pelo menos uma observação que tenha distribuição  $N(\mu + m, \sigma^2)$ , onde  $m$  representa o parâmetro de contaminação nos dados.

O ponto de partida do estudo de Guttman (1973) citado por (Rosado, 2011) é a consideração sobre a distribuição *a priori* para os parâmetros envolvidos. Nesta abordagem, a medida de contaminação ( $m$ ) pode ser usado para analisar a presença de um *outlier* na amostra. Guttman propõe como distribuição *a posteriori*:

$$f(m|x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^m w_i h(m|a_i, B^i, n-2)$$

$$\text{Onde } w_i = \frac{(A^{(i)}) - (n-2)/2}{\sum_i^n ((A^{(i)}) - (n-2)/2)}$$

$$\text{Com } A^{(i)} = \sum_{i \neq j} (x_j - \bar{x}_i)^2$$

$$\bar{x}_i = \sum_{i \neq j} \frac{x_i}{n-1}$$

$$B^{(i)} = \frac{(n-1)(n-2)}{nA^{(i)}}.$$

e

$$a_i = \frac{n(x_i - \bar{x})}{(n-1)}$$

Para o método apresentado por Guttman (1973) têm especial interesse os valores dos pesos  $w_i$ , uma vez que é diante destes que são identificados os extremos candidatos a discordantes. Assim, consideram-se candidatas as observações cujo peso esteja fora do intervalo  $\left[0, \frac{1}{n} + \frac{2}{n} \sqrt{\frac{n-1}{n+1}}\right]$ .

Nesta abordagem, mais do que os pesos  $w_i$ , é de extrema relevância, a análise sobre os valores das probabilidades  $P(m > 0|y_1, \dots, y_n)$  e  $P(m < 0|y_1, \dots, y_n)$ . Admite-se que todas as observações têm a mesma fonte, ou seja, são geradas pelo mesmo mecanismo se estas duas probabilidades forem aproximadas.

No âmbito da Estatística Forense, a análise dos dados é com maior frequência apresentada na forma da razão das *chances*. Nesta perspectiva, Guttman (1973) propõe a razão das *chances*:

$$R = \frac{\sum w_i F(a_i \sqrt{B^{(i)}})}{\sum w_i [1 - F(a_i \sqrt{B^{(i)}})]}$$

Em regra, a decisão sobre a condição de *outlier* na abordagem bayesiana proposta por Guttman é decidida com base no valor de R. Para valores de R próximos ou iguais a 1, não é rejeitada a hipótese de que todas as observações têm origem numa distribuição  $N(\mu, \sigma^2)$ , ou seja,  $m=0$ . No entanto, caso o valor de R caia fora do intervalo  $[0.2; 5]$  e a decisão sobre a presença de uma observação discordante é aceite e o candidato por  $w_i$  é declarado *outlier*.

## 6. *Outliers* na Estatística Forense

Para interpretação da prova, o analista observa dados recolhidos no suspeito e no local do crime, com o propósito de averiguar se as duas amostras têm a mesma origem, como meio de ligação do suspeito ao local do crime. Assim como nas outras áreas onde a estatística tem aplicação, a análise de dados forenses não é suscetível de sofrer impacto das observações aberrantes, que como foi dito, a sua presença não detetada, poderá comprometer as inferências feitas, o que pode levar a conclusões erróneas.

A contaminação de amostras forenses é um tema bastante discutido e que exige vem exigir extremo cuidado no levantamento, tratamento e conservação das amostras tanto da cena do crime, assim como do suspeito. Pois segundo Butler (2005, p. 152) “*it is importante to keep in mind that if contamination does occur, it will most likely result in “exclusion” or “inclusion” result and be in favor of the defendant*”. Esta análise de Butler justifica-se porque em regra, a defesa não contesta a validade ou sensibilidade dos métodos utilizados para comparação das amostras. Mas antes, o modo como as amostras estas são recolhidas, conservadas. A defesa apela à possibilidade das amostras terem sido contaminadas.

Este argumento retrata uma das mais frequentes situações quando a análise é feita com base no DNA. No caso *People v. O. J. Simpson*, uma das razões que levou os resultados do DNA a serem dados como inconclusivos, teria sido o fato da defesa ter argumentado que a recolha das amostras não foi adequada e que havia possibilidade das amostras na cena do crime e no laboratório terem sido contaminadas (Butler, 2010). A contaminação consiste numa situação em que o DNA de duas pessoas ou mais se mistura. Este processo pode ocorrer na cena do crime, quando é transferido material biológico de um indivíduo que tenha estado inocentemente na cena do crime.

Pode ainda acontecer a contaminação da prova na recolha das amostras, tanto na cena do crime, como no suspeito se os especialistas forenses não considerarem as devidas precauções tais como o uso de luvas; em laboratório caso os instrumentos usados não seja devidamente esterilizados ou ainda pela ampliação de certas sequências do material biológico para extração do DNA através da PCR para análise de DNA degradado ou com quantidades muito reduzidas de DNA nuclear (Butler, 2005).

Este conjunto de situações ilustra a contaminação de provas biológicas, mas do mesmo modo pode acontecer contaminação de matéria não biológica tal como fibras, que Cook *et al* (1993) refere a transferência de diferentes fontes de fibras, está na origem da elevada complexidade na análise desta prova.

Nos fragmentos de vidro, os erros e a variação são a origem da presença de observações capazes de distorcer a informação sobre a fonte dos dados, Curran *et al* (2000) afirmam que nos fragmentos de vidro, a variação tem duas origens: a variação como componente intrínseca ou como erro de medição.

Não obstante a isso, como foi referido na seção sobre o cálculo da prova em dados contínuos, numa das situações consideradas na análise dos fragmentos encontrados no suspeito, assume-se que existe a possibilidade do suspeito já ter consigo fragmentos de vidro antes de chegar a cena do crime, o que levanta a possibilidade de existirem na amostra dos fragmentos de vidro recolhidos no suspeito, partículas provenientes de outras fontes. Pode-se assim dizer que nestas condições a amostra do suspeito está contaminado.

Ainda nesta seção, constatou-se que é recomendável que os fragmentos de vidro para análise sejam agrupados, com o objetivo de aumentar a *chance* dos conjunto de fragmentos analisados terem a mesma origem. Um estudo desenvolvido por Newton (2011) revelou que a contaminação por detritos aumenta a variação no índice de refração, contudo, há que ter-se cautelas nestas conclusões pois, a variação pode dever-se à existência de fragmentos de diferentes regiões de uma mesma janela, ou seja, fragmentos de uma parte plana ou das bordas do vidro da janela.

Nesta perspetiva, a literatura forense demonstra preocupação em melhorar as técnicas e cuidados na recolha das amostras, no tratamento laboratorial dos vestígios, porém, em casos em que a amostra recolhida já se encontre contaminada por material proveniente de uma segunda fonte, é importante que seja aplicada uma análise para averiguar a possibilidade de existirem dados que não sejam genuínos da amostra em estudo.

Deste modo, justifica-se uma análise de *outliers* para perceber até que ponto as observações analisadas são geradas por um mesmo mecanismo, justificado por um modelo estatístico definido para os dados, ou seja, averiguar se as observações que compõem cada amostra têm a mesma origem. Assim sendo, procede-se ao estudo de *outlier* recorrendo a

algun aos métodos apresentados para a análise dos *outliers*, com a finalidade também de perceber as implicações da escolha do método a usar no processo da seleção dos dados discordantes.

Para uma análise clássica tradicional, recorre-se aos critérios de Chauvenet, cuja escolha da observação a ser testada é *a priori* e subjetiva, assim, para o mínimo das diferentes amostras, aplicar-se-ão testes de discordância com estatísticas de teste  $t_1 = \frac{(\bar{x} - \bar{x}_{(1)})}{s}$  e  $t_2 = \frac{(x_{(2)} - x_{(1)})}{(x_{(n)} - x_{(1)})}$  (Rosado, 2006, p. 8). Rejeita-se a condição de discordante se estas estatísticas de teste forem respetivamente inferiores aos pontos críticos representados no presente trabalho por  $c_1$  e  $c_2$ , ou seja,  $t_1 < c_1$  e  $t_2 < c_2$ . Com  $c_1$  e  $c_2$  apresentados nas tabelas XIIIa e XIXa em Barnett & Lewis (1994).

Contudo, no âmbito forense é reconhecida a importância da abordagem bayesiana, nesta perspectiva a deteção do *outlier* é feita através de testes sobre a distribuição *a posteriori*. No presente trabalho considerando que os dados têm distribuição Normal.

Por um lado, é utilizado o método de Guttman (1973), onde são identificadas como candidatas a discordante as observações cujos valores dos pesos  $w_i$  sejam inferiores a

$$c_3 = \frac{1}{n} + \frac{2}{n} \sqrt{\frac{n-1}{n+1}}, \text{ A decisão é tomada com base na razão das chances } R = \frac{P(m>0|x_1, \dots, x_n)}{P(m<0|x_1, \dots, x_n)} =$$

$$\frac{\sum w_i F(a_i \sqrt{B^{(i)}})}{\sum w_i [1 - F(a_i \sqrt{B^{(i)}})]}, \text{ que é um quociente entre duas distribuições t de student com n-2 g.l. Com}$$

base nesta estatística rejeita-se a existência de *outlier* se for satisfeita a condição  $0.2 < R < 5$ .

Por outro lado, o método generativo com alternativa natural, apresenta-se compatível com a seleção bayesiana de *outliers*, uma vez que neste método a seleção é *a posteriori*. Neste caso, Rosado (2006, p. 151) propõe a estatística de teste  $S_4 = \max \left| \frac{x_j - \mu}{\sigma} \right|$  cujos pontos críticos, que no presente trabalho representa-se por  $c_4$ , podem ser consultados na Tabela 3 de Rosado (2006, p. 159). Esta estatística é adequada para contaminação por deslizamento no parâmetro de localização. Nesta perspectiva, é rejeitada a hipótese de homogeneidade da amostra, para valores da estatística de teste  $S_4$  que satisfaçam a condição  $S_4 > c_4$ .

Porém, sabe-se que a origem da presença de observações aberrantes deve-se à variação na amostra, assim sendo, é fundamental que seja analisada a presença de *outlier* como

contaminação no parâmetro de dispersão  $\sigma$ . Para o teste de homogeneidade por parâmetro de dispersão, (Rosado, 2006, p. 155) apresenta a estatística de teste:

$$S_9 = \min_j \left( \frac{(x_j - \bar{x})^2}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \right) \left( 1 - \frac{(x_j - \bar{x})^2}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \right)^{\frac{n-1}{2}}$$

Cujos pontos críticos desta estatística são representados neste trabalho por  $c_5$ , são apresentados na tabela 8 de Rosado (2006, p. 165). Com base nesta estatística de teste, rejeita-se a homogeneidade da amostra se for verificada a condição  $S_9 < c_5$ .

### 6.1. Aplicação da análise de *outliers* nas observações de índices de fragmentos de vidro

Para finalizar o presente estudo, apresenta-se um caso prático da seleção de *outliers*. Os dados a analisar consistem em 15 observações normalmente distribuídas, simulados por Evett em 1977 (Tabela 2). Este considerou que 10 observações pertencem a janela da cena do crime, ou seja, é a amostra de controlo e as restantes 5 observações como recolhidas do vestuário do suspeito.

**Tabela 2: Dados Índice de Refração**

Janela	Suspeito
1,51840	1,51844
1,51844	1,51846
1,51844	1,51848
1,51844	1,51848
1,51846	1,5185
1,51846	
1,51848	
1,51848	
1,51848	
1,51850	

Fonte Rosado (2011)

Para análise do índice de refração dos fragmentos de vidro da amostra de controlo. Parte-se de uma análise tradicional clássica com base nos critérios de Chauvenet. Seleccionou-se



subjetivamente o mínimo da amostra  $x_{(1)} = 1.5184$ , para averiguar o seu estado de discordância. Tendo com base nos critérios de Chauvenet, obtido  $t_1=2.001$  inferior ao ponto crítico  $c_{(1)} = 2.18$  e  $t_2=0.4$  inferior ao ponto crítico  $c_{(2)} = 0.41$ . Assim sendo, pelos critérios de Chauvenet o mínimo da amostra é identificado como um *outlier*.

A abordagem bayesiana constitui a ferramenta principal do trabalho do estatístico forense, neste contexto, para deteção de *outliers* serão utilizados o método de Guttman e o método GAN.

Numa primeira fase, analisa-se a contaminação nos dados por deslizamento no parâmetro de localização, onde se admite na hipótese que representa a ausência de observações discordantes, que as observações  $x_1, \dots, x_n$  têm todas distribuição  $N(\mu, \sigma^2)$  e como alternativa, considera-se que existe alguma observação  $x_i$  cuja distribuição seja  $N(\mu + m, \sigma^2)$  onde  $m$  representa o parâmetro de contaminação nos dados.

Para os dados da janela, pela estatística de teste  $w_i$  de Guttman é identificada como candidata a discordante a observação  $x_{(1)} = 1.5184$ , com base no  $w_i = 0.5406584$  superior ao valor  $c_3 = 0.28$ . Porém, uma vez que  $R=0.44735$  está dentro do intervalo  $[0.2, 5]$ . Então com base no método de Guttman, considera-se que não existem evidências estatisticamente significativas para afirmar que o mínimo da amostra de controlo é um *outlier*.

**Tabela 3: Pesos  $w_i$  de Guttman: controlo**

RI	$w_i$
<b>1,51840</b>	<b>0,5406584</b>
1,51844	0,0429395
1,51844	0,0429395
1,51844	0,0429395
1,51846	0,0354096
1,51846	0,0354096
1,51848	0,0474557
1,51848	0,0474557
1,51848	0,0474557
1,51850	0,1173369

No método generativo com alternativa natural (GAN), o *outlier* é selecionado *a posteriori* o que torna o método GAN adequado para análise de *outliers* num contexto bayesiano.

Com base na estatística  $S_4$  proposta por Rosado (2006, p. 151) para análise da contaminação nos dados pelo parâmetro de localização  $\mu$ , é identificada como candidata a discordante a observação  $x_{(1)}=1.5184$  com  $S_4 = 2.001$  (Tabela 4). O ponto crítico para este valor da estatística de teste é  $c_4 = 2.645$ . Uma vez que não é satisfeita a condição  $S_4 > c_4$ . Conclui-se que não existem evidências estatisticamente significativas para rejeitar a homogeneidade da amostra e assim, diz-se que o mínimo  $x_{(1)}=1.5184$  não é *outlier*.

Nesta perspectiva, pode-se dizer que pela contaminação nos dados por deslizamento no parâmetro de localização, rejeita-se a hipótese da existência de *outliers* na amostra de controlo, ou seja, o coeficiente de contaminação é estatisticamente igual a 0.

**Tabela 4: Teste discordância S4: Controlo**

RI	S4
<b>1,51840</b>	<b>2,00119</b>
1,51844	0,621059
1,51844	0,621059
1,51844	0,621059
1,51846	0,0690066
1,51846	0,0690066
1,51848	0,7590721
1,51848	0,7590721
1,51848	0,7590721
1,51850	1,4491377

Para a amostra de controlo, analisou-se a condição de discordante dos dados considerando a contaminação no parâmetro de dispersão. Nestas condições é adequada a estatística de teste  $S_9$ . Na presente análise, foram identificados com base em  $S_9$ , como candidatos duas observações ( $x_{(5)}$  e  $x_{(6)}$ ) ambas com valor 1.51846 (Tabela 5). Para estas observações a estatística de teste  $S_9$  toma valor 0.02294 superior ao pronto crítico  $c_5 = 0.00436$ . Uma vez que não é verificada a condição  $S_9 < c_5$ , conclui-se que não existem evidências estatisticamente significativas para rejeitar a homogeneidade da amostra e as observações não são consideradas *outliers*.

Um aspeto importante apresentado, quando considerado a contaminação pelo parâmetro de dispersão, é o fato de que ao contrário da alternativa de contaminação por deslizamento no parâmetro de localização, as observações candidatas não são extremos da amostra.

**Tabela 5: Teste GAN estatística S9 : Controlo**

RI	S9
1,51840	0,047161
1,51844	0,169984
1,51844	0,169984
1,51844	0,169984
<b>1,51846</b>	<b>0,022947</b>
<b>1,51846</b>	<b>0,022947</b>
1,51848	0,187871
1,51848	0,187871
1,51848	0,187871
1,51850	0,146123

À semelhança das análises feitas para os dados dos índices de refração dos vidros da janela. Apresenta-se numa primeira fase o teste de discordância tradicional com base nos critérios de Chauvenet para o mínimo da amostra 1.51844, tendo sido obtido  $t_1 = 1.41$  e  $t_2 = 0.33$ . Para os respetivos pontos críticos  $c_1 = 1.75$  e  $c_2 = 0.4$ . Conclui-se que o mínimo da amostra é um *outlier*.

Pela abordagem de Guttman os pesos  $w_i$  (Tabela 6), não é detetado nenhum candidato a discordante, uma vez que todos os pesos  $w_i$  são inferiores a  $c_3=0.52$ .

**Tabela 6: Pesos  $w_i$  de Guttman: Suspeito**

RI	$W_i$
1,51844	0,4167709
1,51846	0,1138681
1,51848	0,1054356
1,51848	0,1054356
1,5185	0,2584898

No entanto, com base na estatística de teste  $S_4$  da metodologia GAN, identifica-se o extremo inferior da amostra  $x_{(1)} = 1.51844$  com  $S_4 = 1.40$  (Tabela 7) porém, uma vez que este valor é inferior aos ponto crítico para um nível de significância de 5% é  $c_4 = 2.645$ . Assim sendo, conclui-se que não existem evidências estatisticamente significativas para rejeitar a homogeneidade da amostra, logo o mínimo não é um *outlier*.

Tabela 7: Teste GAN estatística S4: Suspeito

RI	S4
<b>1,51844</b>	<b>1,40</b>
1,51846	0,53
1,51848	0,35
1,51848	0,35
1,5185	1,23

Considerando a contaminação no parâmetro de dispersão, a estatística  $S_9$  identifica como candidatas as observações  $(x_{(3)} \text{ e } x_{(4)})$  com valor 1.51848 cujo valor de  $S_9 = 0.0136$  (Tabela 8), no entanto uma vez que este valor é superior ao ponto crítico  $c_5 = 0.00724$ . Diz-se que existem evidências estatisticamente significativas para afirmar que a amostra é homogênea, o que significa dizer que as observações identificadas não são *outliers*.

Tabela 8: Teste GAN estatística S9: Suspeito

RI	S9
1,51844	0,0164
1,51846	0,0260
<b>1,51848</b>	<b>0,0136</b>
<b>1,51848</b>	<b>0,0136</b>
1,5185	0,0284

Para finalizar, procedeu-se à análise conjunta dos dados de Evett (1977) até então analisados em separado. Com base na estatística  $t_1 = 2.31$  do critério de Chauvenet, cujo ponto crítico  $c_1 = 2.41$  a observação  $x_{(1)}$  é identificada como *outlier*. Por sua vez a estatística  $t_2 = 0.4$  com ponto crítico  $c_2 = 0.44$ , identifica a observação  $x_{(1)}$  como *outlier* para um nível de de 1%.

De acordo com o método de Guttman, o mínimo da amostra (1.51840) é selecionado candidato a *outlier*, uma vez apresentar  $w_i$  superior a  $c_3 = 0.19$  (Tabela 9) no entanto, uma vez que  $R=0.32$ , decide-se que a observação não é *outlier*.

**Tabela 9:  $w_i$  da amostra total**

RI	Wi
<b>1,51840</b>	<b>0,59860</b>
1,51844	0,02810
1,51844	0,02810
1,51844	0,02810
1,51844	0,02810
1,51846	0,01975
1,51846	0,01975
1,51846	0,01975
1,51848	0,02417
1,51848	0,02417
1,51848	0,02417
1,51848	0,02417
1,51850	0,05445
1,5185	0,05445

Com base na estatística de teste  $S_4 = 2.31$  do método GAN, identifica-se como candidata a discordante a observação  $x_{(1)}$ , cujo valor crítico  $c_4 = 2.645$  não se rejeita a homogeneidade na amostra e assim se conclui que esta observação não é discordante.

**Tabela 10: Estatística S4 da amostra total**

RI	S4
<b>1,51840</b>	<b>2,3111</b>
1,51844	0,8359
1,51844	0,8359
1,51844	0,8359
1,51844	0,8359
1,51846	0,0983
1,51846	0,0983
1,51846	0,0983
1,51848	0,6392
1,51848	0,6392
1,51848	0,6392
1,51848	0,6392
1,51848	0,6392
1,51850	1,3768
1,5185	1,3768

Os resultados da estatística  $S_9$  apresentados na Tabela 11 identificam o mínimo da amostra como candidato a *outlier*. O valor da estatística  $S_9 = 0.021382$  é não inferior ao respetivo

ponto crítico  $c_5 = 0.00107$ . Nesta perspectiva, chega-se à conclusão de que não existem evidências estatisticamente significativas para rejeitar a homogeneidade da amostra, assim sendo, o mínimo da amostra 1.51840 não é declarado *outlier* para o nível de significância de 1%.

**Tabela 11: Estatística S9 da amostra total**

RI	S
<b>1,51840</b>	<b>0,021382</b>
1,51844	0,156117
1,51844	0,156117
1,51844	0,156117
1,51844	0,156117
1,51846	0,026157
1,51846	0,026157
1,51846	0,026157
1,51848	0,138851
1,51848	0,138851
1,51848	0,138851
1,51848	0,138851
1,51848	0,138851
1,51850	0,132894
1,5185	0,132894

Como síntese, pode-se dizer que, com base na seleção de *outliers* numa perspectiva tradicional através dos critérios de Chauvenet, a observação selecionada de forma subjetiva é identificada como *outlier*. Repare-se que esta observação é ainda selecionada com base nos métodos de Guttman e GAN, sendo no entanto rejeitada a sua condição de *outlier* por ambos métodos.

Na metodologia proposta por Guttman (1973) são identificadas como observações candidatas a discordante os valores extremos da amostra. Chega-se à mesma conclusão, quando aplicada a metodologia GAN, considerando como alternativa natural um *outlier* por deslizamento no parâmetro  $\mu$ . Em ambos os casos é considerada contaminação nos dados no parâmetro de localização.

Por seu turno, a variante do método GAN, com alternativa natural por deslizamento no parâmetro de dispersão, demonstra-se ser possível selecionar observações candidatas a outlier que não sejam extremos da amostra, ou relativamente extremas, uma vez que em

todos os casos, o método permitiu selecionar observações que se encontra no meio da amostra, observações que a pior não levantam nenhuma suspeita.

## 7. Considerações finais

A pesquisa sobre a Estatística Forense revela um desenvolvimento relativamente recente. Pela análise histórica percebe-se o papel que o testemunho estatístico pode representar no veredito final de um crime.

O estatístico, ao ser chamado como especialista tem a função de interpretar a prova apresentada por fatos, opiniões, vestígios de sangue, vidro, fibras, entre outros elementos ligados ao caso em tribunal. De um modo geral, este conjunto de elementos é agrupado em dois conjuntos, por um lado tem-se as provas cinéticas, que constituem a informação objetiva extraída dos vestígios ou materiais da cena do crime. Por outro lado, a prova não científica que representa a informação subjetiva, composta pelas crenças, fatos ou opiniões apresentadas no tribunal ou para identificação do criminoso.

A estatística no tribunal tem sido estudada numa abordagem clássica, assim como bayesiana. Embora a estatística clássica não tenha ficado formalmente formalizada no âmbito da ciência forense. Encontram-se alguns casos cujo testemunho estatístico foi apresentado seguindo esta abordagem. Nestes casos, constata-se a tendência para aplicar na análise da prova a regra do cálculo da probabilidade conjunta de eventos independentes, sendo que em muitos dos casos onde a regra foi aplicada, as circunstâncias, características ou conjunto de provas do crime não são de fato independentes, ou pelo menos a independência dos eventos não é empiricamente justificada.

Este tipo de abordagem gera em regra resultados muito pequenos, na ordem de uma *chance* de ocorrência conjunta das diferentes provas em milhões, bilhões ou trilhões. O que poderá de certo modo impressionar os elementos do júri no tribunal.

Por seu turno, a abordagem Bayesiana, tem sido eleita neste campo de estudo, como principal ferramenta, pois esta apresenta a possibilidade de definir a probabilidade como quantificação do testemunho, das opiniões, da crença do júri. A probabilidade definida nesta perspectiva designa-se por probabilidade *a priori*. Esta noção de probabilidade é a razão de um elevado questionamento, que fez emergir um significativo número de publicações.



Reconhece-se a vantagem da abordagem bayesiana no âmbito forense, pois esta permite que a informação subjetiva seja combinada com a informação objetiva. Os estudos desenvolvidos neste âmbito afirmam que a informação objetiva apresentada pelos dados é suficientemente forte para que se acredite que a probabilidade *a posteriori*, que representa a probabilidade do indivíduo ter cometido o crime, seja menos subjetiva.

Esta análise é justificada pela razão das *chances* do teorema de Bayes, cuja fórmula se decompõe na razão das *chances a priori* que representa a informação subjetiva do caso. A perda de subjetividade justifica-se pela atualização da informação *a priori* através do valor da prova, dado pela razão das verosimilhanças da prova condicional à proposição da acusação ou da defesa. Pode acontecer que o estatístico se encontre numa situação de completa ignorância, nestas condições a distribuição *a priori* é representada por uma Uniforme (0,1).

A distribuição das provas é estimada pela distribuição das coincidências encontradas na comparação das amostras, recolhidas na cena do crime e no suspeito, condicional aos parâmetros *a priori*. Numa situação em que não são encontradas coincidências entre as duas amostras, dado que as amostras usadas são geralmente de dimensão reduzida, não se justifica que se conclua que as amostras não têm a mesma origem, assim sendo, na prática o problema é resolvido recorrendo à estimativa da coincidência através da frequência da prova numa base de dados de referência.

Em geral, o estatístico apresenta no tribunal o valor da prova, para o seu cálculo é fundamental que sejam definidas pelo menos duas proposições. As proposições definem-se segundo uma hierárquica composta por três níveis. O estatístico trabalha com proposições do tipo “*a amostra do suspeito e da cena do crime têm a mesma fonte*” ou “*o suspeito teve contacto com o objeto da cena do crime*”. O estatístico apresenta os seus resultados nos níveis inferiores, isto é, nos níveis atividade e fonte. O que constitui um risco, uma vez que no tribunal as proposições são do tipo “*o suspeito cometeu o crime*”, ou seja definidas no nível de topo.

O risco reside no fato de o júri poder interpretar estes resultados, como a probabilidade do suspeito ser culpado. Quando este valor representa a probabilidade da prova dado que as amostras são coincidentes, ou o valor da prova dado que o suspeito esteve na cena do crime.

A estatística bayesiana baseia-se numa regra que procura combinar a informação subjetiva e objetiva. Este processo não é suscetível da presença de observações capazes de distorcer os resultados da análise, conhecidas por *outliers*. Várias abordagens têm sido desenvolvidas para seleção, rejeição, identificação ou acomodação destas observações. Sendo o seu estudo dividido em dois grupos. Por um lado tem-se a perspetiva tradicional, caracterizada por uma seleção subjetiva, para através de um teste de discordância determinar se a observação selecionada deve ou não ser rejeitada. A seleção do candidato a *outlier* nesta abordagem é *a priori*. Por outro lado, o método generativo com alternativa natural apresenta uma seleção de dados objetiva e *a posteriori*.

Para qualquer amostra de observações forenses, pode acontecer que existam observações que sejam provenientes de outra fonte, esta situação é considerada contaminação na amostra. O material biológico que constitui prova, o DNA forense, pode ser contaminado na cena do crime, se pessoas que passarem pelo local onde decorreu o crime transferirem material genético, quando estas não estão envolvidas no crime. Pode acontecer que técnicos ou especialistas forenses que não tomem o devido cuidado na recolha das amostras, durante o processo de análise da prova no laboratório, o que pode levar a resultados falsos positivos ou falsos negativos na comparação do DNA do suspeito e da cena do crime.

Quando se trata de observações de fragmentos de vidro pode-se dever a existência de fragmentos de diferentes regiões da janela, tais como fragmentos do centro ou das bordas, que podem aumentar a variação do índice de refração do vidro. Assim como pode acontecer que o criminoso já tenha consigo fragmentos de vidro de outras janelas ou objetos, antes de chegar a cena do crime, o que pode levar que a amostra do suspeito tenha uma mistura de observações de fontes diferentes.

Uma vez que a presença das observações com estas características pode comprometer os resultados alcançados pelo analista. A conclusão alcançada nesta análise serve de apoio à decisão do júri. Assim sendo, poderá contribuir para um erro de justiça, caso coopere para que um suspeito inocente seja preso na pior das situações, ou que um criminoso seja deixado em liberdade. Por outro lado, pode pôr-se em questão o grau de credibilidade dos resultados apresentados na análise estatística da prova. Assim sendo, requer-se em regra

um extremo cuidado nesta análise, sendo a prospeção de *outliers* um paço fundamental nesta análise.

Na prospeção de *outliers*, considera-se fundamental que seja convenientemente selecionado o método que se demostre mais adequado para deteção de *outliers* e deixa-se como recomendação, que sejam implementados métodos objetivos na seleção das observações candidatas a *outliers*. O método escolhido deve permitir que sejam analisadas todas observações como possíveis contaminantes, pois é possível que existam na amostra observações que pareçam genuínas, quando estas foram geradas por um mecanismo diferente do restante conjunto de dados. No âmbito forense, corresponde a situação em que a prova científica inclui observações que não tenham a mesma origem que o restante conjunto de observações da amostra a analisar.

Nesta análise, a perspetiva tradicional revela-se limitativa, pois esta cinge-se na seleção dos valores extremos para teste de discordância. Do ponto de vista bayesiano a abordagem de Guttman apresenta a mesma limitação, pois ao considerar contaminação por deslizamento no parâmetro de localização, são selecionados somente os extremos da amostra. Em suma, pode-se dizer que uma abordagem mais adequada seria aquela onde é considerada contaminação na amostra, no parâmetro de dispersão como é o caso o método GAN com a estatística  $S_9$ , conforme se constatou no presente trabalho, esta possibilita que sejam identificadas como candidatas observações que não sejam necessariamente extremos da amostra.

Embora o tratamento de *outliers*, não seja do ponto de vista prático abordado no presente trabalho, a acomodação dos dados é uma técnica eleita no estudo dos outlier bayesianos. Diante da literatura analisada no presente trabalho, não foram identificados estudos que abordassem a acomodação de *outliers* forenses. Assim, não se conhece a presença do desenvolvimento de modelos que sejam robustos a estas observações.

Contudo, estudos revelam preocupação com a variação inerente nas amostras de fragmentos de vidro. O que é importante uma vez ser esta uma das principais causas do aparecimento de observações aberrantes nas amostras. Em fim, muito trabalho científico está por fazer no âmbito da Estatística Forense!

## 8. Bibliografia

Aitken, C., 2003. The evaluation of evidence (transcript of plenary lecture). *Australian Journal of Forensic Sciences*, Volume 35, pp. 105-114.

Aitken, C., 2006. Statistic in forensic science. part I. *Problems of Forensic Sciences*, Volume LXV, pp. 53-67.

Aitken, C. G. G., 2004. Statistical interpretation of evidence: bayesian analysis. *Enciclopedia of Forensic Sciences*, Volume 2, pp. 717-724.

Aitken, C. G. & Lucy, D., 2004. Evaluation of trace evidence in the form of multivariate data. *Journal of the Royal Statistical* , Volume 53:4, pp. 109-122.

Aitken, C., Roberts, P. & Jackson, G., 2010. *Fundamentals of probability and Statistical Evidence in criminal proceedings guidance for Judges, lawyers, forensic scientists and expert witnesses*. London: RSS.

Aitken, C. & Taroni, F., 1998. Probabilistic reasoning in the law Part 2: assessment of probabilities and explanation of the value of trace evidence other than DNA. *Science & Justice*, Volume 38, pp. 179-188.

Aitken, C. & Taroni, F., 2004. *Statistics and the evaluation of the evidence for forensic scientists*. 2<sup>o</sup> ed. England: John Wiley & Sons Ltd.

Allen, T.J.; Coxa, A.R.; Bartonb, S.; Messamb, P.; Lamberta, J.A., 1998c. The transfer of glass—part 4 The transfer of glass fragments from the surface of an item to the person carrying it. *Forensic Science International*, Volume 93, p. 201–208.

Allen, T., Hoeflerb, K. & Rosec, S., 1998a. The transfer of glass—part 2 A study of the transfer of glass to a person by various methods. *Forensic Science International*, Volume 93, pp. 175-193.

Allen, T., Hoeflerb, K. & Rosec, S., 1998b. The transfer of glass—part 3 The transfer of glass from a contaminated person to another uncontaminated person during a ride in a car. *Forensic Science International*, Volume 93, pp. 195-200.

- Allen, T. & Scrannage, J., 1998. The transfer of glass—part 1 Transfer of glass to individuals at different distances. *Forensic Science International*, Volume 93, p. 167–174.
- Andrade, M. A. P., 2001. *O teorema de Bayes como ferramenta auxiliar forense*. Lisboa: Faculdade de Ciências Universidade de Lisboa.
- Anscombe, F. J., 1960. Rejection of *Outliers*. *Tecnhometrics*, Volume 2, pp. 123-146.
- Barnett, V. & Lewis, T., 1994. *Outliers in statistical data*. 3<sup>a</sup> ed. England: Wiley.
- BBC NEWS, 2005. Sir Roy Meadow struck off by *GMC*. <http://news.bbc.co.uk/2/hi/health/4685511.stm>
- Buckleton, J. & Triggs, C., 1996. A practical example of the interpretation of glass evidence. *Science & Justice*, Volume 36(4), pp. 213-218.
- Buckleton, J., Triggs, C. & Walsh, S., 2005. *Forensic DNA evidence interpretation*. United States of America, CRC Press.
- Buckleton, J., Walsh, S. & Harbison, S., 2001. The fallacy of independence and the use of product rule. *Science & Justice*, Volume 41, pp. 81-84.
- Burns, K., 2005. Bayesian inference in disputed authorship: A case study of cognitive errors and new system for decision support. *Information Sciences*, Volume 179, pp. 1570-1589.
- Butler, J. M., 2005. *Forensic DNA Typing: Biology, technology, and genetics of STR markers*. 2<sup>a</sup> ed. London: Elsevier.
- Butler, J. M., 2010. *Fundamentals of forensic DNA typing*. San Diego: Elsevier.
- Campbell, G. P. & Curran, J. M., 2009. The interpretation of elemental composition measurements from forensic glass evidence III. *Science & Justice*, Volume 49, pp. 2-7.
- Campbell, G. P., Curran, J. M., Miskelly, G. M. & Coulson, S., 2009. Compositional data analysis for elemental data in forensic science. *Forensic Science International*, pp. 81-90.
- Champoux, C. & Meuwly, D., 2000. The inference of identity in forensic speaker recognition. *Speech Communication*, Volume 31, pp. 193-203.

Cole, S., 2009. Forensics without uniqueness, conclusions without individualization: the new. *Law, Probability and Risk*, Volume 8, pp. 233-255.

Cook, R. et al., 1998b. A hierarchy of propositions: deciding which level to address in casework. *Science & Justice*, Volume 38, pp. 231-239.

Cook, R., Evett, I., Jackson, G. & Rogers, M., 1993. A workshop approach to improving the understanding of the significance of fibres. *Scientific & Technical*, Volume 33, pp. 149-152.

Cook, R.; Evett, I.; Jackson, G.; Jones, P.; Lambert, J., 1998a. A model for case assessment and interpretation. *Science & Justice*, 38(3), p. 151–156.

Coulson, S., Buckleton, J., Gummer, A. & Triggs, C., 2001. Glass on clothing and shoes of members of the general population and people suspected of breaking crimes. *Science & Justice*, Volume 41, pp. 39-48.

Curran, J., 2002. Assessing uncertainty in DNA evidence caused by sampling effects. *Science & Justice*, Volume 42, pp. 29-37.

Curran, J., 2003. The Statistical Interpretation of Forensic Glass Evidence. *International Statistical Review*, Volume 71(3), pp. 497-520.

Curran, J., Hicks, T. N. & Buckleton, J. S., 2000. *Forensic interpretation of glass evidence*. Florida: CRC Press LLC.

Curran, J., 1998. Assessing transfer probabilities in a Bayesian interpretation of forensic glass evidence. *Science & Justice*, Volume 38(1), pp. 15-21.

Curran, J. & Triggs, C., 1997. The interpretation of elemental composition measurements from forensic glass evidence: I. *Science & Justice*, Volume 37, pp. 241-244.

Curran, J.; Triggs, C.; Almirall, J.; Buckleton, J.; Walsh, K., 1997a. The interpretation of elemental composition measurements from forensic glass evidence: I. *Science & Justice*, Volume 37, pp. 245-249.

Curran, J.; Triggs, C.; Almirall, J.; Buckleton, J.; Walsh, K., 1997b. The interpretation of elemental composition measurements from forensic glass evidence: II. *Science & Justice*, Volume 37, pp. 241-244.

Curran, J., Triggs, J., Buckleton, J. & Coulson, s., 1998. Combining a continuous Bayesian approach with grouping information. *Forensic Science International*, Volume 91, pp. 181-196.

Dawid, A. P., 1993. The Island Problem: coherent use of identification evidence, Londres: Departament of Statistical Science, University College London.

Dawid, A. P., 2001. Bayes's theorem and weighing evidence by juries.

Dawid, A. P., s.d. *SALLY CLARK APPEAL*, Londres: rss.

Evetts, I., Jackson, g., Lambert, J. & McCROSSAN, S., 2000. The impact of the principles of evidence interpretation on structure and content of statements. *Science & Justice*, Volume 40(4), pp. 233-239.

Evetts, I., Lambert, J. & Buckleton, J., 1998. A bayesian approach to interpreting footwear marks inf forencic casework. *Science & Technical*, Volume 38, pp. 241-247.

Evetts, I. & Williams, 2002. A Revie of the fingerprint standard in england and Wales. pp. 1-15.

Evetts, I. & Lambert, J., 1995. Further observations on glass evidence interpretation. *Science & Justice* , Volume 35, pp. 283-289.

Evetts, I., 1982. What is the probability that this blood come from the person? a meaningful question?. *Journal of forensic Science Society*, Volume 23, pp. 35-39.

Evetts, I. & Weir, B. S., 1998. *Interpreting DNA Evidence*. Souderland: Sinauer Associates.

Fienberg, S. E., Glymour, C. & Scheines, R., 1999. *Expert Statistical Testimony and Epidemiological Evidence: The toxic effects of lead exposure on children*. Raleigh, NC, Fourth International Conference on Forensic Statistics.

Finetti, B. D., 1961. The bayesian approach to the rejection of outliers. California, Berkeley, Calif.: University of California Press, pp. 199-210.

- Garbel, D. & Zabell, S., 1979. On the emerge of Probability. *Archive for History of Exact Sciences*, Volume 21, pp. 33-53.
- Gaudette, B. & Keeping, e., 1974. An attempt at determining probabilities in human scalp hair comparison. *Journal of Forensic Sciences*, 19(3), pp. 599-606.
- Grubbs, F. E., 1969. Procedures for detecting outlying observation in samples. *Technometrics*, Volume 11, pp. 1-22.
- Guttman, I., 1973. Care and handling of univariate or multivariate *outliers* in detecting spuriousity- a Bayesian approach. *Technometrics*, Volume 15, pp. 723-737.
- HICKS, T., Vanina, R. & Margot, P., 1996. Transfer and persistent of glass fragments on garments. *Science & Justice*, Volume 36(2), pp. 101-107.
- Hoffmann, K. & Nat, D., 1991. Statistical evaluation of the evidential value of human hairs possibly ccoming from multiple sources. *Journal of Forensic Science*, 36(4), pp. 1053-1058.
- Inman, K. & Rubin, N., 2002. The origin of evidence. *Forensic Science International*, Volume 126, pp. 11-16.
- Kaye, D. H., 2007. Revisiting Dreyfus: A more complete account of a trial by mathematics. *Minnesota Law Review*, Volume 91, pp. 825-835.
- Kaye, D. H., 2009. Probability, individualization, and uniqueness in forensic science evidence. *Brooklyn Law Review*, Volume 75, pp. 1163-1185.
- Kaye, D. H. & Koehler, J. j., 1991. Can jurors understand probabilictic evidence?. *Journal of the Royal Statistical Society*, Volume 154, pp. 75-81.
- Kaye, D. H., Valerie, P., Hans, B. & Dann, M., 2007. Statistics in the jury box: how jurors respond to mitochondrial DNA match probabilities. *Journal of Empirical Legal Studies*, Volume 4, pp. 797-834.
- Kiely, T., 2001. *Forensic evidence: science and the criminal law*. United states, CRC Press LLC.



Koehler, J., Chia, A. & Lindsey, S., 1995. the random match probability in DNA evidence: irrelevant and prejudicial?. *Jurimetrics Journal*, Volume 35, pp. 201-218.

Koehler, J. J., 1994. Error and exaggeration in the presentation of DNA evidence at trial. *Jurimetrics Journal*, Volume 34, pp. 21-39.

Koehler, J. J., 1997. One in millions, billions, and trillions: lessons from People v. Collins (1968) for People v. Simpson. *Journal of Legal Education*, Volume 47, pp. 214-224.

Koehler, J. J., 2001. when Are people persuaded By DNA Match Statistics?. *Law and Human Behavior*, Volume 25, pp. 493-513.

Kreeger, L. R. & Weiss, D. M., 2003. *APRI. American Prosecutors Research Institute*. [http://www.ndaa.org/pdf/forensic\\_dna\\_fundamentals.pdf](http://www.ndaa.org/pdf/forensic_dna_fundamentals.pdf)

Lambert, J., M., S. & Hrrison, P., 1995. Survey of glass fragments recovered from clothing of person suspected of involvement in crime. *Scientific & Justice*, pp. 273-281.

Lindley, D., 1977. A problem in forensic science. *Biometrika*, Volume 64, pp. 207-213.

Lockyer, F., 2007. *Sally Clark*. <http://www.sallyclark.org.uk/>.

Lucy & David, 2005. *Introduction to Statistics for Forensic Scientists*. England, John Wiley & Sons Ltd.

Machado, H., Silva, S. & Amorin, A., 2010. Políticas de identidade: perfil de DNA e a identificação genético-criminal. *Análise Social*, Volume XLV(196), pp. 537-553.

Mehlum, H., 2009. The Island Problem Revisited. *The American Statistician*, Volume 63, pp. 269-273.

Morgan, R. M., Cohen, J., McGookin, I. & Murly-Gotto, J. R. S., 2009. The relevance of the evolution of experimental studies for the interpretation and evaluation of some trace physical evidence. *Science and Justice*, Volume 49, p. 277-285.

Neves, M. F., 2009. A estatística no tribunal. *Nota CEAUL 16-09*.

Neves, M. F. & Rosado, F., 2012. Estudo de *Outliers* em Dados Forenses - a importância dos fragmentos de vidro, Lisboa: Nota CEAUL 04-12.

- Newton, A., 2011. An investigation into the variability of the refractive index of glass: Part II— The effect of debris contamination. *Forensic Science International*, Volume 204, pp. 182-185.
- Newton, A. & Buckleton, J. S., 2008. An investigation into the relationship between edge counts and the variability of the refractive index of glass Part I: Edge morphology. *Forensic Science International*, Volume 177, p. 24–31.
- Newton, A.W.N.; Curran, J.M.; Triggs, C.M.; Buckleton, J.S., 2004. The consequences of potentially differing distributions of the refractive indices of glass fragments from control and recovered sources. *Forensic Science International*, Volume 140, pp. 185-193.
- Paulino, C. D., Turkman, M. A. A. & Murteira, B., 2003. *Estatística bayesiana*. Lisboa: Fundação Calouste Gulbenkian.
- Peirce, B., 1852. Criterion for the rejection of doubtful observations. *Astronomical Journal*, Volume 2, pp. 161-163 .
- Pestana, D. D. & Velosa, S. F., 2010. *Introdução à Probabilidade e à Estatística*. 4º ed. Lisboa: Fundação Calouste Gulbenkian.
- Puch-Solis, R., Roberts, P., Pope, S. & Aitken, C., 2012. *Assessing the probative value of DNA evidence guidance for judges, lawyers, forensic scientists and expert witnesses*. England: Royal Statistical Society.
- Rosado, F., 2006. *Outliers em Dados Estatísticos*. Lisboa: SPE.
- Rosado, F., 2009. Outliers bayesianos em Estatística Forense?, Lisboa: *Nota CEAUL 09-09*.
- Rosado, F., 2011. Estatística Forense com dados Normais — Uma abordagem (bayesiana e frequentista) ao estudo de outliers”, Lisboa: *Nota CEAUL 11-11*.
- Rosado, F. & Neves, M. F., 2008. Notes on Forensic Statistics and outlier identification, Lisboa: *Nota CEAUL 25-08*.
- Rosado, F. & Neves, M. F., 2008. Sobre a crescente importância da Estatística na Ciência Forense, Lisboa: *Nota CEAUL 01-08*.

Rose, P., 2006. Technical forensic speaker recognition: Evaluation, types and testing of evidence. *Computer Speech and Language*, Volume 20, pp. 159-191.

Shafer, G., 1978. Non-Additive probabilities in the work of Bernoulli and Lambert. *Archive for History of Exact Sciences*, Volume 19, p. 309–370.

Silva, L. a. F., 2006. *DNA forense*. Alagoas: Editora da Universidade Federal de Alagoas.

Tribe, L. H., 1971. Trial by mathematics: Precision and ritual in the legal process. *Harvard Law Review*, abril, Volume 84, pp. 1329-1393.

Triggs, C. M., Curran, J. M. & Bukleton, J. S., 1996. The grouping problem in forensic glass analysis a divisive approach. *Forensic Science International*, Volume 85, pp. 1-14.

Walsh, K., Bukleton, J. & Triggs, C., 1996. A practical example of the interpretation of glass evidence. *Science & Justice*, Volume 36, pp. 213-218.

Zadora, G. & Ramos, D., 2010. Evaluation of glass samples for forensic purposes — An application of likelihood ratios and an information-theoretical approach. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Volume 102, p. 63–83.